



TESIS - TE142599

**PENGENDALIAN WARNA EKSPRESI WAJAH KARAKTER
VIRTUAL MENGGUNAKAN ALGORITMA
PENGKLUSTERAN BERBASIS KLASIFIKASI TEKS, FITUR
TITIK WAJAH DAN *EMOTICON***

NOVIRA PUTRI AYUNINGTYAS
2213205011

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Sc.
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA
KONSENTRASI TEKNOLOGI PERMAINAN
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSITITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2015



THESIS - TE142599

**COLOR CONTROL OF FACIAL EXPRESSION FOR A
VIRTUAL CHARACTER USING CLUSTERING
ALGORITHM BASED ON TEXT CLASSIFICATION,
FACIAL FEATURE POINT AND *EMOTICON***

NOVIRA PUTRI AYUNINGTYAS
2213205011

SUPERVISOR

Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Sc.

Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.

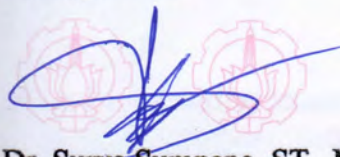
MAGISTER PROGRAM
INTELLIGENT NETWORK EXPERTISE MULTIMEDIA
CONCENTRATION GAME TECHNOLOGY
DEPARTMENT OF ELECTRICAL ENGINEERING
FACULTY OF INDUSTRIAL TECHNOLOGY
SEPULUH NOPEMBER INSTITUTE OF TECHNOLOGY
SURABAYA
2015

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Teknik (M.T)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember


Oleh:
NOVIRA PUTRI AYUNINGTYAS
NRP. 2213205011

Tanggal Ujian : 15 Juni 2015
Periode Wisuda : September 2015

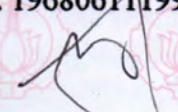
Disetujui oleh :


1. Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Sc.
NIP : 196906131997021003

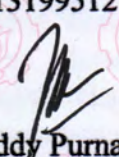
(Pembimbing 1)


2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.
NIP. 196806111995121009

(Pembimbing II)


3. Dr. Supeno Mardi Susiki N, S.T., M.T.
NIP. 197003131995121001

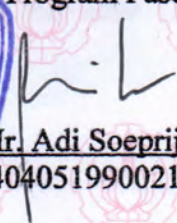
(Penguji)


4. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T.
NIP. 196907301995121001

(Penguji)



Direktorat Program Pasca Sarjana


Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, M.T.
NIP. 196404051990021001

PENGENDALIAN WARNA EKSPRESI WAJAH KARAKTER VIRTUAL MENGGUNAKAN ALGORITMA PENGKLUSTERAN BERBASIS KLASIFIKASI TEKS, TITIK FITUR WAJAH DAN EMOTICON

Nama Mahasiswa : Novira Putri Ayuningtyas
NRP : 2213205011
Pembimbing : 1. Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Sc
2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST.,MT

ABSTRAK

Dewasa ini seiring dengan perkembangan zaman, teknologipun sudah mulai maju. Dengan adanya komputer dan software dapat meringankan beban manusia. IMK (Interaksi Manusia Komputer) merupakan salah satu cabang komputer software yang berhadapan langsung dengan manusia sebagai user interface. Dengan adanya IMK, manusia dapat berinteraksi dengan komputer.

Pada penelitian ini dibuat aplikasi yang dapat berinteraksi antara komputer dengan manusia dengan dapat mengenali ekspresi emosi melalui gambar wajah pengguna, teks dan emoticon yang dimasukkan oleh pengguna. Luaran aplikasi ini berupa campuran 5 warna emosi yang pernah diteliti oleh Robert Plutchik yaitu warna merah wakil emosi marah, biru yang wakil emosi sedih, kuning wakil emosi senang, hijau wakil emosi takut dan ungu wakil emosi jijik.

Untuk dapat menggabungkan 3 masukan teks, gambar wajah dan emoticon digunakanlah metode pengklusteran K-Means dan X-Means kemudian kedua pengklusteran tersebut akan dibandingkan. Variabel-variabel yang digunakan untuk metode pengklusteran adalah jarak antara emoticon dengan titik-titik wajah dan jarak antara emoticon dengan teks. Hasil dari proses pengklusteran adalah sebuah bobot yang diberikan kepada masing-masing masukan untuk dapat menggabungkan ketiga masukan tersebut.

Pada aplikasi ini dihasilkan keakuratan data hasil pemetaan matriks emosi ke dalam warna emosi sebesar 76% baik dengan menggunakan metode K-Means dan X-Means dengan 25 data uji dan keakuratan mencapai 88% jika menggunakan metode K-Means dan 87% jika menggunakan metode X-Means dengan 130 data uji.

Kata Kunci: *Clustering k-means, Clustering x-means, Karakter 3D, Klasifikasi Teks, Klasifikasi fitur titik wajah, Emoticon.*

COLOR CONTROL OF FACIAL EXPRESSION FOR A VIRTUAL CHARACTER USING CLUSTERING ALGORITHM BASED ON TEXT CLASSIFICATION, FACIAL FEATURE POINT AND EMOTICON

Student Name : Novira Putri Ayuningtyas
NRP : 2213205011
Supervisor : 1. Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Sc
2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT

ABSTRACT

Today along with the times, technology also is more advanced. With the advent of computers and software to ease the burden of man. IMK (Human Computer Interaction) is a branch of computer software dealing directly with human beings as the user interface. With the IMK, humans can interact with the computer.

In this study will be made of applications that can interact with humans and computers can recognize human facial expressions of emotion through text, images and emoticons face entered by the user. The outcome of this application in the form of a mixture of 5 colors emotion ever investigated by Robert Plutchik namely red representative angry emotions, blue representative sad emotions, yellow representative happy emotions, green representatives of fear emotion, and purple representatives of disgust emotion.

To be able to combine the three input text, image and face emoticon is used K-Means clustering method and X-Means clustering then both will be compared. Variables used for clustering method is the distance between the dots emoticon face and the distance between the emoticons with text. The result of the clustering is a weight given to each input to be able to combine all three of these inputs.

In this application, the accuracy of the data generated mapping matrix emotion emotions into color by 76%, either by using the K-Means and X-Means with 25 test data and the accuracy reaches 88% if using K-Means method and 87% when using the method of X -Means with 130 test data.

Kata Kunci: *k-means Cluster, x-means Cluster, 3D characters, text classification, classification of facial feature points, Emoticon.*

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, segala puji bagi Allah Tuhan semesta alam. Berkat rahmat Allah SWT, penulis dapat menyelesaikan tesis ini dengan baik. Tesis dengan judul “PENGENDALIAN WARNA EKSPRESI WAJAH KARAKTER VIRTUAL MENGGUNAKAN ALGORITMA PENGKLUSTERAN BERBASIS KLASIFIKASI TEKS, TITIK FITUR WAJAH DAN *EMOTICON*” diselesaikan penulis dalam satu semester, yakni pada semester 4 program Pasca Sarjana ini. Tesis ini disusun guna memenuhi persyaratan untuk memperoleh gelar Magister Teknik pada bidang konsentrasi Teknologi Permainan, bidang studi Jaringan Cerdas Multimedia, jurusan Teknik Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Keterbatasan kemampuan penulis dalam mengerjakan Thesis ini tidak terlalu menghambat penyelesaian penelitian karena begitu banyak perhatian dan bantuan dari rekan-rekan, para dosen, dan kerabat yang dengan ikhlas meluangkan waktu dan pikirannya untuk membantu penulis. Beberapa pihak yang penulis sebutkan berperan besar dalam penyusunan Thesis ini. Terima kasih penulis ucapkan terutama untuk:

1. Pertama-tama kepada Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penyusun dapat menyelesaikan Penyusunan Tesis ini.
2. Rasulullah, Muhammad SAW yang telah memberi teladan hakikat hidup bagi manusia segala masa dan segala bangsa. Manusia terbaik sepanjang masa. Semoga shalawat dan salam selalu tercurah kepadamu.
3. Ayahanda dan Ibunda tercinta atas segala doa, motivasi, bimbingan, kasih sayang dan pengorbanan yang telah ayahanda dan ibunda curahkan selama ini. Walau apapun yang terjadi, Ayahanda dan Ibunda selalu ada untukku. Maafkan anakmu yang selalu merepotkan dan yang tidak akan mampu membalas semua itu. Namun Insya' Allah, saya akan berusaha membuat Ayahanda dan Ibunda bahagia.
4. Keluarga ku tercinta (tante Halimah, om Dadet, Tante Umi, Om Maman, dan Saudara-Saudara ku yang lain yang tidak bisa aku sebutkan satu persatu) yang senantiasa memberikan dorongan dan doa. Suatu anugerah yang luar

biasa memiliki kalian semua di dalam hidupku. Terima kasih atas semuanya yang sudah kalian berikan padaku.

5. Bapak Dr. Surya Sumpeno, ST. M.Sc selaku dosen pembimbing pertama. Terima kasih atas bimbingan, arahan, dan kesabarannya kepada saya selama pengerjaan Penelitian Teis ini.
6. Bapak Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST. MT selaku dosen pembimbing kedua. Terima kasih atas bimbingan, arahan, dan kesabarannya kepada saya selama pengerjaan Penelitian Teis ini.
7. Pak Hariadi, Pak Uki, Pak Ketut, Prof. Heri yang telah memberikan wawasan serta ilmu baru untuk meningkatkan pengetahuan
8. Teman-teman GamteTech terutama angkatan 2013, 2012 dan 2014, dan sahabat-sahabat saya dari lain jurusan maupun lain kelas yang tidak bisa saya sebutkan satu persatu. Kalian semua selalu jadi yang istimewa buat saya. Terimakasih buat bantuan, dukungan dan do'a kalian selama ini.
9. Sahabat-sahabatku Mb Prapti, Mb Agustin, Mas Fajar, terima kasih sudah mensupport penulis dan selalu mendukung penulis menyelesaikan tesis ini.
10. Pak Man sebagai informan status keberadaan para dosen

Penulis sepenuhnya menyadari bahwa hasil karya ini sangatlah jauh dari sempurna. Walaupun penulis menganggapnya sebagai pencapaian yang luar biasa tapi tentulah masih banyak kekurangan yang dapat dikoreksi oleh pihak lain. Kritik, saran, maupun studi lebih lanjut dari topik yang penulis sajikan sangat membuat penulis bahagia.

Surabaya, Juni 2015

Penulis.

DAFTAR ISI

Judul	i
Pernyataan Keaslian Tesis	ii
Lembar Pengesahan	iii
Abstrak	iv
Abstract	v
Kata Pengantar	vi
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xiii
BAB I	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Batasan Masalah	5
1.4 Tujuan	5
BAB II	7
2.1 Artificial Intelligent	7
2.2 Algoritma Clustering	8
2.2.1.1 Varian Within Cluster	11
2.2.1.2 Varian Between Cluster	11
2.2.1.3 Analisa Perbandingan Varian Cluster	11
2.3 Algoritma K-Means	11
2.4 Algoritma X-Means	13
2.4.1 Mixture Modelling	13
2.5 Metode Text Mining Naive Bayesian Dalam Pengklasifikasian Teks	15
2.6 Klasifikasi Emoticon	16
2.7 Klasifikasi Titik Fitur Wajah	18
2.7.1 Menempatkan titik-titik wajah	18
2.7.2 Algoritma Gaussian Naive Bayes Untuk Penerapan Data Numeric	20
2.7.2.1 Gaussian Naive Bayes	20
2.8 Emosi dan Ekspresi Wajah	21
2.9 Ekspresi Wajah Dengan Warna Tubuh	22
2.10 Model Ruang Warna	24
2.10.1 RGB Color Space	25

2.10.2	CIE.....	25
2.10.3	CIE XYZ	26
2.10.4	CIE L*a*b	26
2.11	Konversi Ruang Warna RGB ke Ruang Warna XYZ	27
2.12	Konversi ruang Warna XYZ ke Ruang Warna L*a*b.....	28
2.13	Mengukur Jarak Kemiripan Warna.....	29
2.14	Facial Animation Parameter	30
BAB III	33
3.1	Keterkaitan Umum Antara Klasifikasi Teks, Emoticon dan Titik Fitur Wajah 33	
3.2	Klasifikasi Teks	36
3.3	Klasifikasi Emoticon.....	39
3.4	Klasifikasi Fitur Titik Wajah	40
3.5	Penggabungan 3 Klasifikasi Teks, Emoticon dan Face	42
3.5.1	Penentuan Variabel Kluster	43
3.5.2	Penentuan Jumlah Kelompok Bobot	44
3.5.3	Penentuan Nilai Bobot Otomatis dengan Proses Pengklusteran	45
3.5.4	Penentuan Kelompok Bobot Kluster dengan Proses Pengklusteran	47
3.6	Mendapatkan Emosi Warna Wajah	48
3.7	Mendapatkan Jarak Emosi Terdekat Roda Warna Plutchik	49
3.8	Pergerakan Ekspresi Wajah Pada Karakter 3D.....	52
BAB IV	57
4.1.	Pendahuluan.....	57
4.2	Lingkungan Uji Coba.....	57
4.3	Skenario Uji Coba Teks Klasifikasi.....	58
4.4	Skenario Uji Coba Emoticon Klasifikasi.....	66
4.5	Skenario Uji Coba Klasifikasi Wajah.....	67
4.6	Skenario Uji Coba Untuk Gabungan Klasifikasi	74
4.6.1	Menentukan Kelompok Bobot (nilai K) dengan Analisa Clustering	74
4.6.1.1	Pengujian Penentuan kelompok bobot (nilai K) Terbaik Menggunakan 25 Data Uji	75
4.6.1.2	Pengujian Pengujian Bobot Otomatis dengan Menggunakan 130 Data Uji	82

4.6.2	Analisa Penentuan Nilai Bobot Otomatis Gabungan dengan Clustering K-Means dan X-Means Menggunakan Peluang Kemungkinan	90
4.6.2.1	Analisa Penentuan Nilai Bobot Otomatis Gabungan Menggunakan 25 Data Uji	90
4.6.2.2	Analisa Penentuan Nilai Bobot Otomatis Gabungan Menggunakan 130 Data Uji	93
4.6.3	Menentukan Kelompok Bobot Yang Sesuai dari Cluster Yang Terbentuk	98
4.6.3.1	Analisa Menentukan Kelompok Bobot Yang Sesuai dari Cluster Yang Terbentuk dengan Menggunakan 25 data Uji	99
4.6.3.2	Analisa Menentukan Kelompok Bobot Yang Sesuai dari Cluster Yang Terbentuk dengan Menggunakan 130 data Uji	102
4.6.4	Pengujian Hasil Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis dan Kelompok Bobot K-Means dan X-Means	108
4.6.4.1	Analisa Pengujian Hasil Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis K-Means dan X-Means Menggunakan 25 Data uji	109
4.6.4.2	Analisa Pengujian Hasil Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis K-Means dan X-Means Menggunakan 130 Data uji	116
BAB V	131
5.1	Kesimpulan	131
5.2	Saran	132
Daftar Pustaka	133
LAMPIRAN		
DAFTAR RIWAYAT HIDUP		

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Dua gaya yang berbeda dari emoticon: horizontal (populer di negara-negara barat) dan vertikal (populer di negara-negara Timur).	18
Tabel 2.2 Klasifikasi Emosi Dasar	22
Tabel 2.3 Grup FAP	30
Tabel 2.4 Ekspresi Wajah Primer Sebagai Penjelasan dari FAP 2	31
Tabel 3.1 Tabel Nilai Matriks Probabilitas Setiap Emosi dari Klasifikasi Teks, Emoticon dan Titik Fitur Wajah	42
Tabel 3.2 Tabel Komposisi Warna dan Emosi	48
Tabel 3.3 Nama-Nama dan Nilai Ruang Warna LAB Emosi Pada Roda Plutchik	49
Tabel 3.4 Tabel 16 Pergerakan Shape Key	53
Tabel 3.5 Query Shape Key Membentuk Ekspresi Emosi	55
Tabel 4.1 Spesifikasi PC (Personal computer)	58
Tabel 4.2 Probabilitas Masing-Masing Emoticon	66
Tabel 4.3 Probabilitas emoticon yang Digabung dengan emoticon Yang Lain	67
Tabel 4.4 Uji Coba Gambar Wajah Beremosi Marah sebanyak 21 Gambar	67
Tabel 4.5 Uji Coba Gambar Wajah Beremosi Jijik sebanyak 21 Gambar	69
Tabel 4.6 Uji Coba Gambar Wajah Beremosi Takut sebanyak 21 Gambar	70
Tabel 4.7 Uji Coba Gambar Wajah Beremosi Senang sebanyak 21 Gambar	72
Tabel 4.8 Uji Coba Gambar Wajah Beremosi Sedih sebanyak 21 Gambar	73
Tabel 4.9 Data Uji Coba Untuk Proses Clustering Gabungan dari Klasifikasi Teks, Klasifikasi Wajah dan Emoticon yang sudah dianggap mempunyai nilai 1 di setiap emosi (sebagai nilai acuan).	76
Tabel 4.10 Nilai Probabilitas data gabungan dengan 5 data di setiap emosinya teks dan wajah sedangkan data emoticon dianggap bernilai 1 di setiap emosinya menghasilkan 2 variabel JWE (jarak antara nilai probabilitas emoticon dan wajah) dan JTE (jarak antara nilai probabilitas emoticon dan teks)	79
Tabel 4.11 Pengelompokan 25 Dataset Berdasarkan Clustering k-means dan X-Means dengan banyaknya Kelompok Data (K) adalah 3.	80
Tabel 4.12 Pengelompokan 25 Dataset Berdasarkan Clustering k-means dan X-Means dengan banyaknya Kelompok Data (K) adalah 6.	80
Tabel 4.13 Hasil Perbandingan SSW(Sum of Square Within Cluster) dan SSB (Sum of Square Between Cluster) dengan Uji Coba 25 data dengan kelompok k=3 dan k=6 Menggunakan Clustering K-Means dan X-Means	82
Tabel 4.14 Nilai Probabilitas data gabungan dengan 26 data di setiap emosinya teks dan wajah sedangkan data emoticon dianggap bernilai 1 di setiap emosinya menghasilkan 2 variabel JWE (jarak antara nilai probabilitas emoticon dan wajah) dan JTE (jarak antara nilai probabilitas emoticon dan teks)	83
Tabel 4.15 Pengelompokan 130 Dataset Berdasarkan Clustering k-means dan X-Means dengan banyaknya Kelompok Data (K) adalah 3.	87
Tabel 4.16 Pengelompokan 130 Dataset Berdasarkan Clustering k-means dan X-Means dengan banyaknya Kelompok Data (K) adalah 6.	88

Tabel 4.17 Hasil Perbandingan SSW(Sum of Square Within Cluster) dan SSB (Sum of Square Between Cluster) dengan Uji Coba 130 Data dengan kelompok $k=3$ dan $k=6$ Menggunakan Clustering K-Means dan X-Means	89
Tabel 4.18 Kombinasi Kemungkinan ($k=3$) atau 6 Kombinasi Kemungkinan Untuk Menentukan Nilai Bobot W_t, W_e dan W_w dengan Menggunakan Clustering K-Means dengan 25 Data Uji	91
Tabel 4.19 Hasil Bobot Kelompok bobot Teks, Wajah dan Emoticon untuk W_t, W_w dan W_e dengan Menggunakan Clustering K-Means dengan 25 Data Uji	91
Tabel 4.20 Kombinasi Kemungkinan ($k=3$) atau 6 Kombinasi Kemungkinan Untuk Menentukan Nilai Bobot W_t, W_e dan W_w dengan Menggunakan Clustering X-Means dengan 25 Data Uji	92
Tabel 4.21 Hasil Bobot Kelompok bobot Teks, Wajah dan Emoticon untuk W_t, W_w dan W_e dengan Menggunakan Clustering X-Means dengan 25 Data Uji	92
Tabel 4.22 Kombinasi Kemungkinan dari $k=6$ (720 kemungkinan dari !6) dengan Menggunakan 130 data uji dengan Clustering K-Means	94
Tabel 4.23 Hasil Bobot Kelompok bobot Teks, Wajah dan Emoticon untuk W_t, W_w dan W_e dengan Menggunakan Clustering K-Means dengan 130 Data Uji	95
Tabel 4.24 Kombinasi Kemungkinan dari $k=6$ (720 kemungkinan dari !6) dengan Menggunakan 130 data uji dengan Clustering X-Means	96
Tabel 4.25 Hasil Bobot Kelompok bobot Teks, Wajah dan Emoticon untuk W_t, W_w dan W_e dengan Menggunakan Clustering X-Means dengan 130 Data Uji	98
Tabel 4.26 Penentuan Bobot Awal dengan Menggunakan Nilai Probabilitas Tertinggi dari Teks dan Wajah sesuai Label Yang Diinginkan Pengguna Melalui Emoticon, dan Pemetaan dari Hasil Cluster K-Means dan X-Means ke Dalam Bobot Awal (25 Data Uji).....	99
Tabel 4.27 Hasil Jumlah Data Yang Didaptkan dari Proses Pemetaan Cluster K-Means dan X-Means ke dalam Bobot Awal.....	100
Tabel 4.28 Tabel Kombinasi Kemungkinan sebanyak !3 (6 data)	101
Tabel 4.29 Penentuan Bobot Awal dengan Menggunakan Nilai Probabilitas Tertinggi dari Teks dan Wajah sesuai Label Yang Diinginkan Pengguna Melalui Emoticon, dan Pemetaan dari Hasil Cluster K-Means dan X-Means ke Dalam Bobot Awal (130 Data Uji).....	103
Tabel 4.30 Hasil Jumlah Data Yang Didaptkan dari Proses Pemetaan Cluster K-Means dan X-Means ke dalam Bobot Awal.....	107
Tabel 4.31 Detail Hasil Kombinasi Kemungkinan Cluster K-Means dab X-Means ke Dalam Kelompok Bobot Teks, Wajah dan Emoticon, TE, WE dan WE dari 130 Data	107
Tabel 4.32 Hasil Pengujian Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis Clustering K-Means 25 Data Uji	109
Tabel 4.33 Hasil Pengujian Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis Clustering X-Means 25 Data	113
Tabel 4.34 Hasil Pengujian Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis Clustering K-Means 130 Data	117
Tabel 4.35 Hasil Pengujian Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis Clustering X-Means 130 Data	124

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Film Animasi yang berjudul “Home” yang menerapkan warna emosi wajah pada karakternya.	2
Gambar 1.2 Gambaran Pengenalan Emosi Berdasarkan Multimodal Yaitu Masukan Teks, Emoticon dan Gambar Wajah 2D.	3
Gambar 1.3 Rumusan masalah multimodal dengan Menggunakan 3 masukan berupa Teks, titik fitur wajah dan emoticon.	5
Gambar 2.1 Data sebelum dilakukan proses Clustering 8	8
Gambar 2.2 Clustering berdasarkan Similaritas (kesamaan) Warna 9	9
Gambar 2.3 Clustering berdasarkan Similaritas (kesamaan) Bentuk 9	9
Gambar 2.4 Clustering berdasarkan Similaritas (kesamaan) Jarak 9	9
Gambar 2.5 Dataset dengan atribut pelabelan (kiri) Dataset tanpa atribut pelabelan (kanan).....	10
Gambar 2.6 Proses Flowchart Pada Algoritma Clustering 12	12
Gambar 2.7 Algoritma Text Mining 15	15
Gambar 2.8 Pencarian ASM. 19	19
Gambar 2.9 Algoritma Pencarian ASM Pada Wajah..... 20	20
Gambar 2.10 Algoritma Pencarian ASM untuk Wajah dengan Step Perluasan Pencocokan Profil..... 20	20
Gambar 2.11 Warna Emosi Pada Karakter. Merah (kiri) Jahat dan Biru (Kanan) Baik 23	23
Gambar 2.12 Dasar Warna Model Emosi (Plutchik) 23	23
Gambar 2.13 a) model warna $L * a * b$ *. b) Variasi Chroma dan Luminance selama enam nilai hue. c) Model warna CIECAM02. d) Chroma dan pencahayaan variasi selama enam nilai hue..... 25	25
Gambar 2.14 Ekspresi Wajah 31	31
Gambar 3.1 Keterkaitan Antara Klasifikasi Teks, Emoticon dan Titik-Titik Wajah meliputi titik bagian mata, Alis dan Mulut..... 35	35
Gambar 3.2 Proses Pengelompokan Emosi Wajah dengan Pada Klasifikasi Teks (Global System)..... 36	36
Gambar 3.3 Algoritma Pembobotan Pada Klasifikasi Teks 37	37
Gambar 3.4 Contoh Emosi Emoticon 39	39
Gambar 3.5 Flowchart dari Algoritma Face Tracking 40	40
Gambar 3.6 Merupakan titik acuan yang berasal dari FAPs MPEG4, maka dalam sistem ini akan diambil titik acuan yang berada di alis mata dan mulut. 41	41
Gambar 3.7 Bagan Algoritma Klasifikasi fitur titik wajah..... 42	42
Gambar 3.8 Flowchart Mencari Jumlah Kelompok Bobot..... 45	45
Gambar 3.9 Flowchart Mendapatkan Nilai Bobot Otomatis dengan Proses Pengklusteran 47	47
Gambar 3.10 Flowchart Menentukan Kelompok Bobot dari Hasil Pengklusteran 48	48
Gambar 3.11 Bagan Diagram Memperoleh Hasil Warna Terdekat dari Roda Warna Plutchik..... 50	50
Gambar 3.12 Ekspresi Emosi Wajah Pada Karakter 3D Panda..... 56	56

Gambar 4.1 Diagram Batang untuk Analisa Kalimat Masukan User Emosi Marah	58
Gambar 4.2 Diagram Batang untuk Analisa Kalimat Masukan User Emosi Jijik.....	60
Gambar 4.3 Diagram Batang untuk Analisa Kalimat Masukan User Emosi Takut	62
Gambar 4.4 Diagram Batang untuk Analisa Kalimat Masukan User Emosi Senang ..	63
Gambar 4.5 Diagram Batang untuk Analisa Kalimat Masukan User Emosi Sedih.....	65
Gambar 4.6 Analisa Dengan Diagram Batang probabilitas di masing-masing gambar untuk Emosi Marah	68
Gambar 4.7 Analisa Dengan Diagram Batang probabilitas di masing-masing gambar untuk Emosi Jijik.....	69
Gambar 4.8 Analisa Dengan Diagram Batang probabilitas di masing-masing gambar untuk Emosi Takut	71
Gambar 4.9 Analisa Dengan Diagram Batang probabilitas di masing-masing gambar untuk Emosi Senang	72
Gambar 4.10 Analisa Dengan Diagram Batang probabilitas di masing-masing gambar untuk Emosi Sedih.....	74
Gambar 4.11 Warna RGB yang Terbentuk dari Substitusi Emosi Gabungan 25 Data Uji dengan Nilai Bobot yang Dihasilkan dengan Menggunakan Clustering K-Means	111
Gambar 4.12 Warna RGB yang Terbentuk dari Substitusi Emosi Gabungan 25 Data Uji dengan Nilai Bobot yang Dihasilkan dengan Menggunakan Clustering X-Means	115
Gambar 4.13 Warna RGB yang Terbentuk dari Substitusi Emosi Gabungan 130 Data Uji dengan Nilai Bobot yang Dihasilkan dengan Menggunakan Clustering K-Means	121
Gambar 4.14 Warna RGB yang Terbentuk dari Substitusi Emosi Gabungan 130 Data Uji dengan Nilai Bobot yang Dihasilkan dengan Menggunakan Clustering X-Means	128



BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dewasa ini seiring dengan perkembangan jaman, teknologi pun sudah semakin maju dan canggih. Dengan adanya komputer dan software dapat meringankan beban manusia. IMK (Interaksi Manusia Komputer) adalah salah satu cabang komputer software yang berhadapan langsung dengan manusia sebagai “USER INTERFACE” perangkat antar muka komputer-manusia. Dengan IMK manusia dapat berinteraksi dengan komputer dengan mudah. Interaksi manusia-komputer dapat didefinisikan sebagai komunikasi antar manusia-komputer. Komunikasi antar manusia-komputer dapat melalui berbagai bidang, seperti misalnya melalui media suara, gambar, tulisan yang diinputkan oleh manusia ke komputer agar komputer dapat menerima dan mengenali layaknya manusia juga dan mengembalikan hasil keluaran dari inputan yang diberikan oleh manusia. Dengan adanya komunikasi yang baik antar manusia dan komputer, sehingga hasil keluaran yang dihasilkan oleh komputer dapat optimal. Oleh karena itu, dibutuhkan pembelajaran yang baik pada komputer yang biasa diketahui dengan sebutan AI.

Pada penelitian kali ini akan dilakukan pembuatan aplikasi komunikasi antar manusia komputer berbasis IMK menggunakan gabungan warna RGB sebagai hasil luarannya dengan masukan berupa teks, titik fitur wajah dan emoticon.

Warna dapat menunjukkan ekspresi emosi wajah pada karakter visual, mengapa harus pada karakter visual, itu dikarenakan karakter visual dapat menunjukkan ekspresi yang berbeda dengan karakter aslinya, karakter visual dapat menunjukkan ekspresinya secara *immersive* seperti misalnya ekspresi wajah yang berlebihan dan dengan pose yang berlebihan juga, oleh karena itu pada penelitian ini juga akan menggunakan ekspresi wajah yang berlebihan terhadap karakter visual dengan mengubah warna dasar wajah nya sesuai dengan emosinya yaitu jika karakter tersebut sedang marah, maka warna yang ditampilkan adalah warna merah, jika karakter tersebut sedang merasa jijik, maka warna yang ditampilkan adalah warna ungu, jika karakter tersebut merasa takut, maka warna yang ditunjukkan adalah warna hijau, dan jika sedang senang maka warna yang ditunjukkan adalah warna kuning

dan jika sedih maka warna yang ditunjukkan adalah warna biru, seperti pada film animasi yang berjudul “Home” yang telah menerapkan warna ke dalam emosi karakternya.



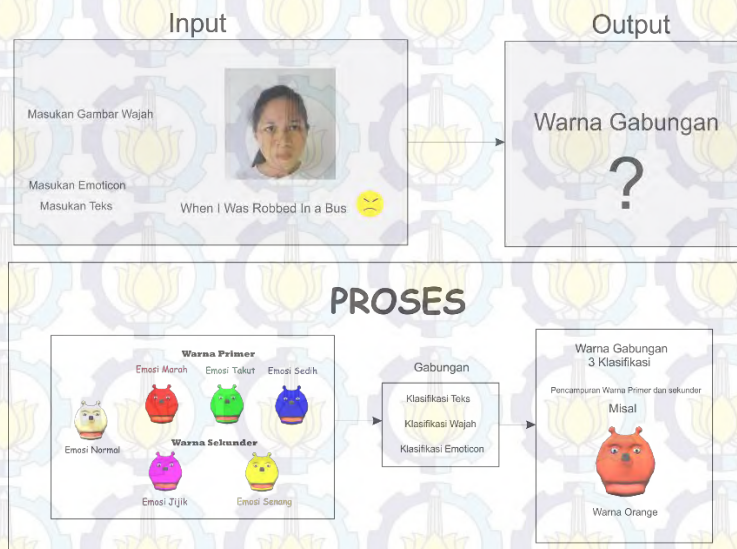
Gambar 1.1 Film Animasi yang berjudul “Home” yang menerapkan warna emosi wajah pada karakternya.

Pada Gambar 1.1 merupakan contoh animasi Home yang menerapkan emosi warna pada karakternya yaitu warna kuning yang menunjukkan ekspresi kaget, warna biru muda yang menunjukkan ekspresi sedih, warna ungu yang menunjukkan emosi kaget dan juga merupakan warna dasar karakter tersebut, warna merah yang menunjukkan emosi marah, dalam penelitian ini warna emosi merupakan hasil luaran aplikasi. Masukan aplikasi berupa hasil masukan multimodal yang terdiri dari teks, fitur titik wajah dan emoticon.

Untuk mendapatkan emosi pada seseorang diperlukan masukan-masukan tertentu, masukan-masukan tersebut dapat melalui perkataan atau raut wajah. Sebelumnya telah dilakukan penelitian mengenai Sistem Pengenalan Ekspresi Emosi Menggunakan masukan dengan teks (Surya Sumpeno, 2011), kemudian Pengenalan Ekspresi Emosi Menggunakan masukan deteksi wajah menggunakan metode AAM (Aleix Martinez, 2012).

Dengan dasar penelitian tersebut, pada penelitian ini akan dibuat suatu sistem pengenalan Emosi menggunakan tiga buah masukan (*Multimodal*) menggunakan *pengenalan Wajah menggunakan klasifikasi gaussian naive bayes*, *pengenalan teks dengan menggunakan klasifikasi naive bayes* dan *emoticon dengan bobot scoring* dan teknik penggabungannya menggunakan teknik pengklusteran. Dari perancangan ini diharapkan dapat menciptakan

sebuah warna kreasi baru dengan campuran warna RGB yang mewakili setiap emosinya. Karena dari beberapa penelitian yang telah ada, sistem pengenalan ekspresi emosi wajah hanya dilakukan dengan satu masukan saja.



Gambar 1.2 Gambaran Pengenalan Emosi Berdasarkan Multimodal Yaitu Masukan Teks, Emoticon dan Gambar Wajah 2D.

Gambar 1.2 merupakan gambaran rancangan hasil input dan output dari pengenalan emosi multimodal dengan masukan teks, gambar wajah dan emoticon, mendapatkan warna hasil 3 gabungan klasifikasi.

Surya Sumpeno yang terdapat pada jurnal IAENG dengan judul penelitian *“Facial Emotional Expressions of Life-like Character Based on Text Classifier and Fuzzy Logic”* menjelaskan tentang emosi wajah yang didapatkan dari inputan teks menggunakan teks classifier dan fuzzy logic [1].

“A Model of the Perception of Facial Expressions of Emotion by Humans: Research Overview and Perspectives” oleh Aleix Martinez dan Shichuan Du menjelaskan tentang pengenalan ekspresi emosi wajah dengan menggunakan fitur titik wajah dengan menggunakan metode AAM.

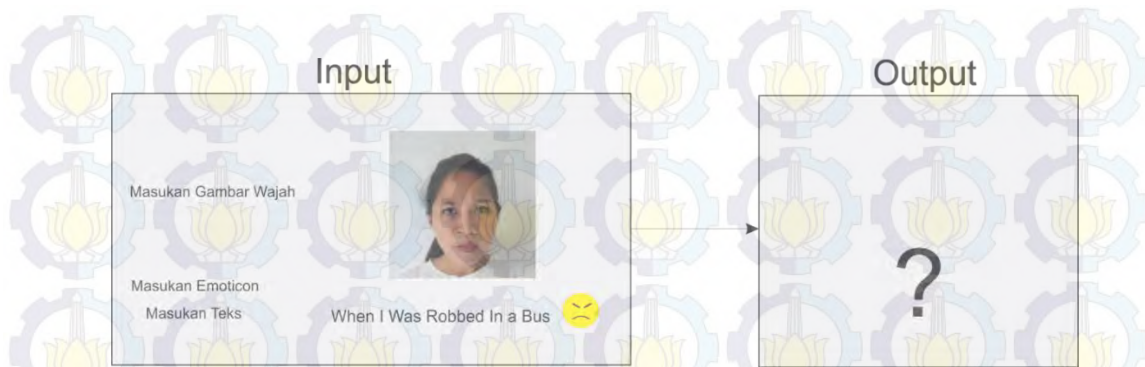
“Recognition of Facial Expressions Using Component-Based Active Appearance Models for Human-Robot Interactions” oleh Ren C. Luo, Chun Y. Huang dan Chin C. Hsiao yang menjelaskan tentang pengenalan ekspresi wajah untuk interaksi manusia robot menggunakan AAM parsial secara terpisah pada mulut dan mata, kemudian untuk mendapatkan AAM parsial lebih stabil, pada penelitian ini menggunakan multi-level aliran optik untuk menentukan posisi awal wajah model.

K-means cluster adalah salah satu metode *clustering* yang sering digunakan untuk mengelompokkan sekumpulan objek kedalam beberapa *cluster* sehingga kemiripan objek dalam kelompok lain akan bernilai minimal dengan jumlah *cluster* yang telah ditentukan sebanyak “*k*”. Menurut Pelleg dan Moore (2000) *kmeanscluster* memiliki beberapa kekurangan yaitu menggunakan komputasi yang sangat sederhana dan nilai *k* harus diinputkan oleh *user*. Karena algoritma ini sederhana, sehingga untuk suatu waktu *t*, *k-means cluster* mempunyai kompleksitas $O(kN)$ untuk *k cluster* yang ditentukan dan *N* jumlah *record*. Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut, Pelleg dan Moore memperkenalkan metode *clustering* yang merupakan pengembangan dari *k-means cluster* yaitu *xmeans cluster*.

X-means cluster diperkenalkan pertama kali oleh Pelleg dan Moore (2000) dalam jurnal yang berjudul “*X-means: Extending K-means with Efficient Estimation of the Number of Clusters*”. Algoritma geometrik “*blacklisting*” digunakan sebagai algoritma pencarian pusat *cluster*, dimana algoritma ini hanya melakukan perhitungan pada pusat yang memang dipertimbangkan sebagai pusat *cluster* untuk daerah tertentu. *X-means* membentuk jumlah *cluster* awal menggunakan *k-means cluster*. Kemudian setiap *cluster* yang terbentuk dibagi menggunakan *k-means cluster*. Pemilihan model yang digunakan berdasarkan kriteria *BIC*, jika *BIC* model yang terbagi menjadi “*k*” *cluster* maka lebih baik *cluster* akan terbagi. Proses ini berulang hingga tidak ada lagi *cluster* yang dapat dibagi.

1.2 Rumusan Masalah

Untuk mengenali suatu emosi yang terjadi pada seseorang, diperlukan suatu inputan yang dapat menyatakan emosi seseorang tersebut, tidak hanya didapat dari suatu kalimat perkataan tetapi juga dapat dilihat dari raut wajahnya oleh karena itu dibuatlah suatu sistem yang dapat mengenali emosi seseorang dengan menggunakan masukan multimodal yaitu masukan yang terdiri dari teks, titik fitur wajah dan emoticon dengan hasil luaran berupa gabungan warna RGB yang mewakili dari setiap emosi tersebut.



Gambar 1.3 Rumusan masalah multimodal dengan Menggunakan 3 masukan berupa Teks, titik fitur wajah dan emoticon.

1.3 Batasan Masalah

Permasalahan pada penelitian ini dibatasi oleh :

- Kelas emosi yang digunakan terdiri dari 5 kelas emosi yaitu, emosi senang, emosi sedih, emosi takut, emosi marah dan emosi jijik.
- Metode Klasifikasi Menggunakan Metode Bayesian
- Teori Warna Berdasarkan Teori Warna Ekspresi Plutchik
- Metode pengclusteran menggunakan metode kmeans dan xmeans

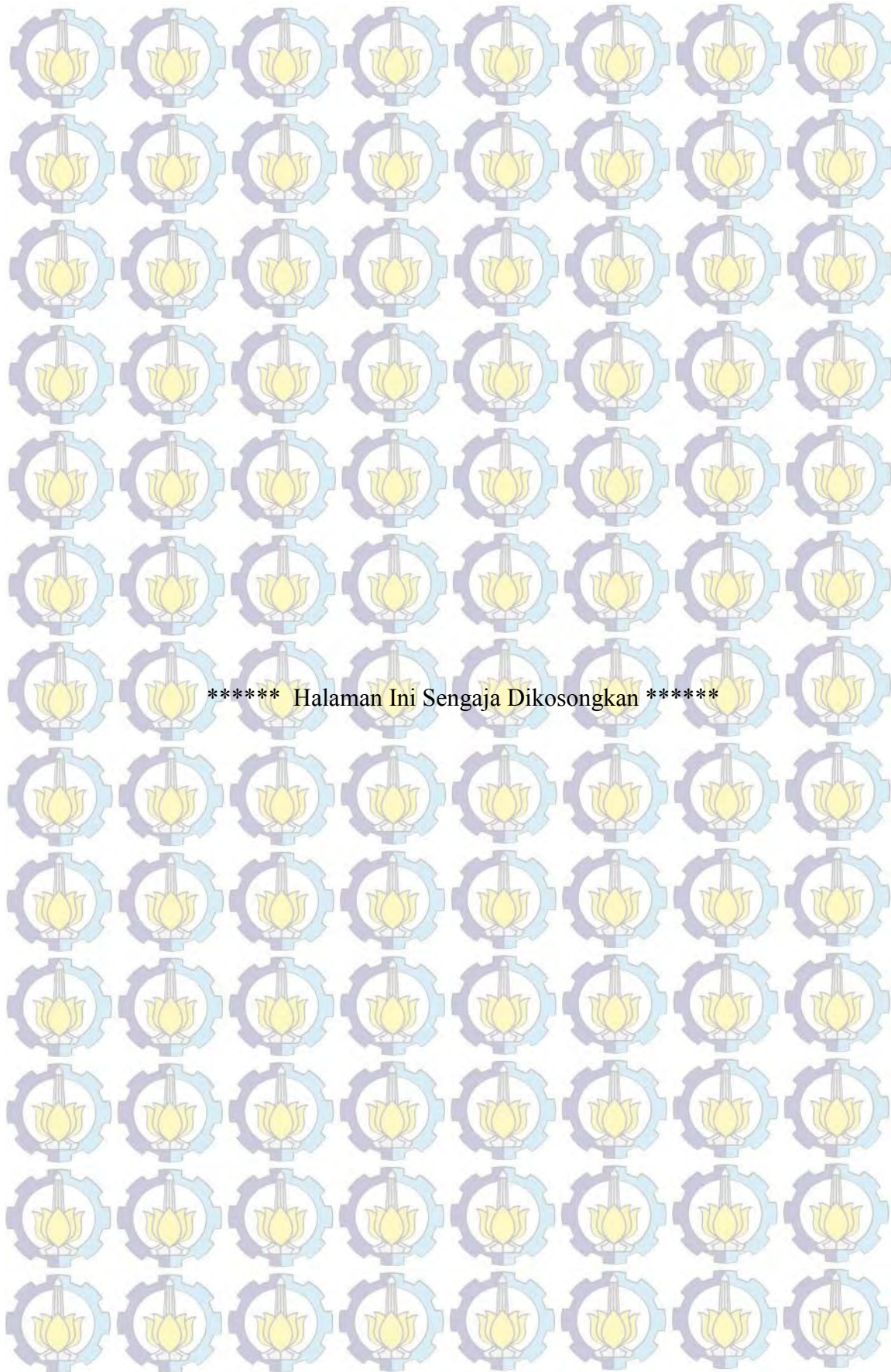
1.4 Tujuan

Tujuan utama penelitian ini adalah

- Dengan menggabungkan tiga masukan teks, gambar wajah dan emoticon diharapkan dapat mengendalikan ekspresi emosi warna pada wajah karakter visual.
- Dengan menggunakan metode pengklusteran dan pembobotan diharapkan dapat menggabungkan 3 masukan teks, emoticon dan wajah dengan hasil yang baik.

1.5 Manfaat Penelitian

- Dapat mengekspresikan suatu emosi pada karakter visual dengan berbagai macam warna emosi sesuai.
- Pada penelitian sebelumnya, emosi divisualisasikan ke dalam suatu karakter visual dengan perubahan raut wajahnya, pada penelitian ini emosi tidak hanya ditunjukkan dengan perubahan raut wajah tetapi juga perubahan warna yang mewakili suatu emosi yang terjadi.
- Warna emosi yang terbentuk merupakan warna emosi campuran yang terbentuk sesuai dengan tingkatan emosinya.



BAB II

TEORI PENUNJANG

2.1 Artificial Intelligent

Kecerdasan buatan adalah perangkat lunak komputer, cabang ilmu komputer yang mengembangkan perangkat lunak komputer seperti manusia.

Ada beberapa persoalan yang ditangani oleh Kecerdasan Buatan meliputi persepsi (vision dan percakapan), Bahasa Alamiah (Pemahaman, Penurunan, Translasi), Kontrol Robot, Permainan (Game), Persoalan Matematis (Geometri, Logic, Kalkulus Integral), Engineering (Desain, Penemuan Kesalahan, Perencanaan Pabrik), Analisa Ilmiah, Diagnosa bidang kedokteran, Analisa Financial.

Ada 2 sub-disiplin kecerdasan buatan yaitu yang pertama adalah sistem pakar, sistem pakar adalah perangkat lunak komputer yang bertindak sebagai seorang ahli. Oleh karena itu komputer diisi oleh pengetahuan-pengetahuan yang dimiliki oleh masing-masing ahli. Sub disiplin kecerdasan buatan yang kedua adalah Pengolahan bahasa alami, dengan pengolahan bahasa alami ini diharapkan user dapat berkomunikasi dengan komputer dengan menggunakan bahasa sehari-hari.

Kecerdasan buatan akan diterapkan ke beberapa aplikasi meliputi di bidang sistem pakar (expert system), di dalam bidang ini komputer digunakan sebagai sarana untuk menyimpan pengetahuan para pakar. Komputer akan punya keahlian untuk menyelesaikan permasalahan dengan meniru keahlian yang dimiliki pakar. Aplikasi berikutnya adalah di bidang pengembangan NLP (Natural Language Processing), pada bidang ini menjelaskan tentang aplikasi kecerdasan buatan yang memungkinkan sebuah komputer berkomunikasi dengan manusia menggunakan bahasa sehari-hari. Aplikasi lain yang menerapkan aplikasi ini adalah speech recognition (pengenalan ucapan yang dapat dimengerti oleh manusia-komputer agar keduanya dapat berkomunikasi), robotika dan sistem sensor, pada aplikasi ini diharapkan ada sebuah komputer yang dapat bertindak dan dapat menggantikan karakter manusia dan kemudian dapat berkomunikasi baik dengan seorang manusia), komputer vision, dalam penerapan aplikasi berikut ini mencoba untuk dapat menginterpretasikan gambar atau obyek-obyek tampak melalui komputer, yang berikutnya adalah machine learning, untuk aplikasi pada penerapan AI Machine Learning

adalah bagaimana komputer dapat bertindak sebagai “Best Man”, bisa mencerna penalaran dan masalah.

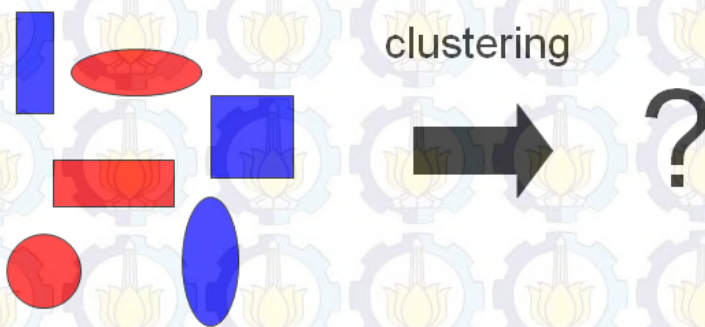
Untuk machine learning adalah dengan menggunakan algoritma Clustering, Clustering adalah cabang aplikasi AI. Clustering diklasifikasikan sebagai cabang dari AI aplikasi yang Machine Learning. Machine Learning memiliki 3 proses, Belajar tanpa pengawasan, diawasi belajar dan pembelajaran penguatan.

Clustering diklasifikasikan pembelajaran tanpa pengawasan karena Clustering tidak melibatkan jawaban dalam data, hanya membuat klasifikasi tanpa label atau jawaban, pelabelan tanggung jawab pengguna.

Machine learning juga diimplementasikan untuk memberikan bobot untuk klasifikasi teks yang sebelum dilakukan proses Clustering.

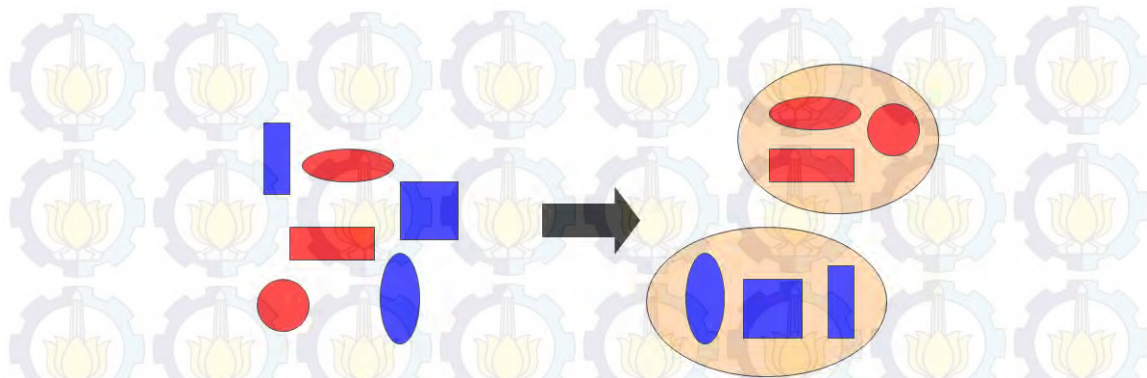
2.2 Algoritma Clustering

Clustering adalah proses membuat pengelompokan sehingga semua anggota dari setiap partisi mempunyai persamaan berdasarkan matrik tertentu. Sebuah Cluster adalah sekumpulan obyek yang digabung bersama karena persamaan atau kedekatannya. Gambar 2.1. berikut ini menunjukkan contoh data yang akan dilakukan clustering.



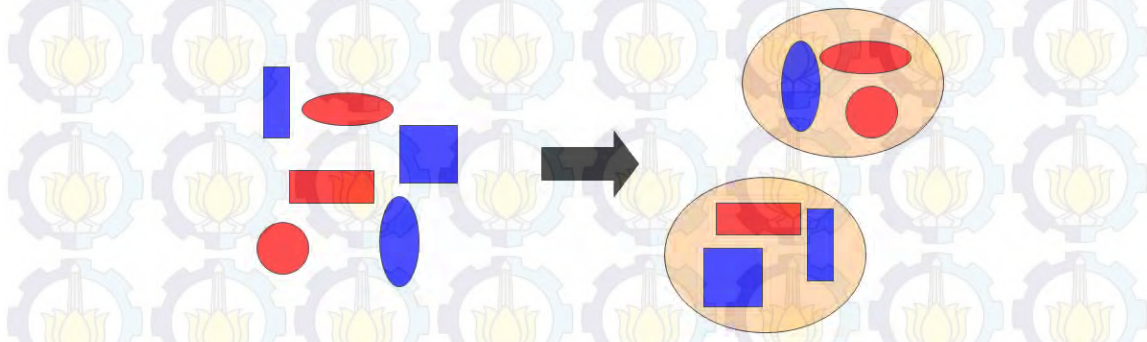
Gambar 2.1 Data sebelum dilakukan proses Clustering

Jika data dilakukan clustering (pengelompokan) berdasarkan warna, maka pengelompokannya seperti yang terlihat pada gambar 2.2.



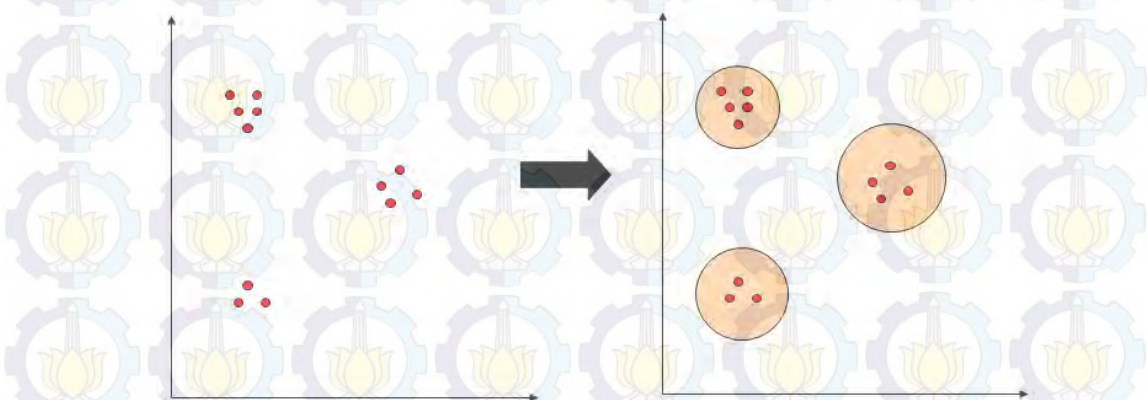
Gambar 2.2 Clustering berdasarkan Similaritas (kesamaan) Warna

Jika data dilakukan clustering (pengelompokan) berdasarkan bentuk, maka pengelompokannya seperti yang terlihat pada gambar 2.3.



Gambar 2.3 Clustering berdasarkan Similaritas (kesamaan) Bentuk

Selain dengan menggunakan similaritas (kesamaan) berdasarkan bentuk dan warna, clustering juga bisa dilakukan dengan menggunakan similaritas berdasarkan jarak, artinya data yang memiliki jarak berdekatan akan membentuk satu cluster, contohnya seperti yang diperlihatkan pada gambar 2.4.



Gambar 2.4 Clustering berdasarkan Similaritas (kesamaan) Jarak

Ada beberapa perbedaan antara metode Klasifikasi dan metode Clustering, dimana pada dasarnya terdapat tiga poin perbedaan yaitu : data, label dan analisa hasil.

Data pada Clustering bersifat unsupervised, sedangkan pada Klasifikasi bersifat supervised artinya data melalui pembelajaran terbimbing. Pada dataset yang digunakan oleh Klasifikasi terdapat satu atribut (label) yang berfungsi sebagai atribut target (gambar 2.5 , sedangkan dataset pada Clustering tidak terdapat atribut (label) sebagai atribut target (gambar 2.5)

Data penyakit hipertensi			label
Umur	Kegemukan	Hipertensi	
muda	gemuk	Tidak	label
muda	sangat gemuk	Tidak	
paruh baya	gemuk	Tidak	
paruh baya	terlalu gemuk	Ya	
tua	terlalu gemuk	Ya	

Data penyakit hipertensi		tidak ada label
Umur	Kegemukan	
muda	gemuk	tidak ada label
muda	sangat gemuk	
paruh baya	gemuk	
paruh baya	terlalu gemuk	
tua	terlalu gemuk	

Gambar 2.5 Dataset dengan atribut pelabelan (kiri) Dataset tanpa atribut pelabelan (kanan)

2.2.1 Cluster Variance

Analisa Cluster Variance ini digunakan untuk nilai penyebaran dari data- data hasil clustering. Cluster variance ini hanya digunakan untuk data yang bersifat unsupervised. Sedangkan pada data supervised digunakan error ratio analysis [25]. Besarnya nilai varian sebuah cluster dapat dihitung dengan rumus berikut :

Dimana

$$vc^2 = \frac{1}{nc-1} \sum_{i=1}^{nc} (di - \bar{di})^2 \quad (2.1)$$

vc^2 = variance pada cluster ke c

c=1...k,dimana k =jumlah cluster

nc = jumlah data pada cluster c

di = data ke-i pada suatu cluster

\bar{di} = rata-rata dari data pada suatu cluster

Ada dua macam cluster variance, yaitu varian within cluster (SSW) dan varian between cluster (SSB). digunakan untuk melihat hasil variansi penyebaran.

2.2.1.1 Varian Within Cluster

data yang ada pada sebuah cluster (internal homogeneity). Semakin kecil nilai , maka semakin baik clusternya. Besarnya nilai dapat dihitung dengan rumus :

$$SSW = \frac{1}{N-k} - \sum_{i=1}^k (n_i - 1) \cdot v_i^2 \quad (2.2)$$

Dimana :

N : jumlah semua data

k : jumlah cluster

n_i : jumlah anggota dalam cluster ke-i

2.2.1.2 Varian Between Cluster

Nilai (SSB) merupakan nilai yang digunakan untuk melihat hasil variansi penyebaran data antar cluster (external homogeneity). Semakin besar nilai (SSB), maka semakin baik hasil clusternya. Besarnya nilai (SSB) dapat dihitung dengan rumus :

$$SSB = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k n_i (\bar{d}_i - \bar{d})^2 \quad (2.3)$$

Dimana k : jumlah cluster

\bar{d} : rata-rata dari d_i

2.2.1.3 Analisa Perbandingan Varian Cluster

Sedangkan untuk melihat varian dari semua cluster maka diukur dengan membandingkan nilai (SSW) dan (SSB) yaitu

$$\text{Nilai Max Varian} = \frac{SSW}{SSB} \text{ atau } \text{Nilai Min Varian} = \frac{SSB}{SSW} \quad (2.4)$$

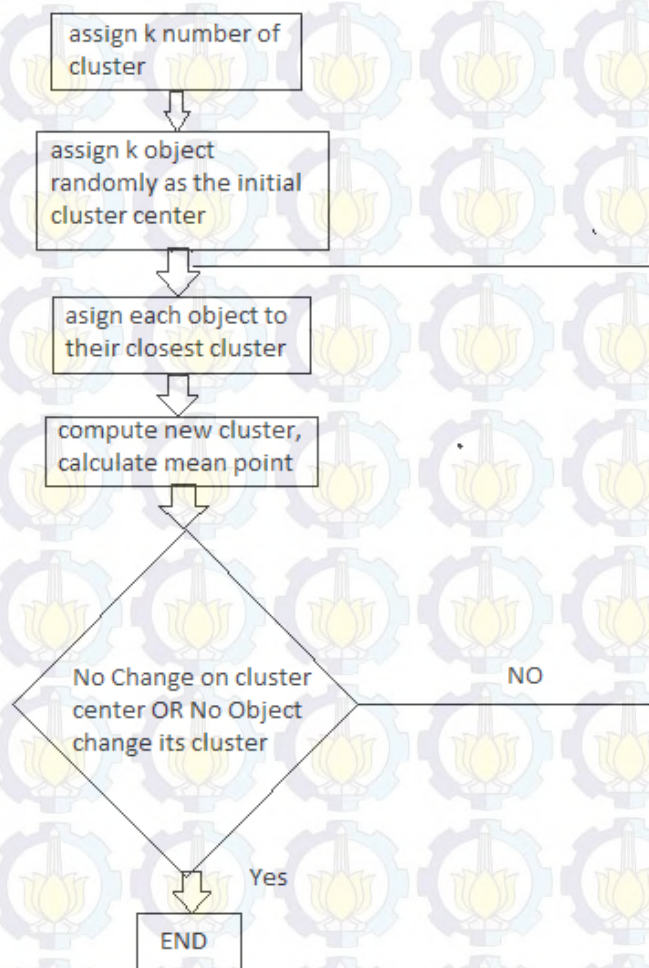
Jika nilai max dari varian besar maka hasilnya akan semakin baik dan jika nilai minimal dari varian hasilnya semakin kecil, maka nilai varian juga semakin baik.

2.3 Algoritma K-Means

Algoritma K-Means adalah salah metode yang terkenal karena kemudahan dan kemampuan untuk mengklaster suatu data yang besar dan data outlier dengan sangat cepat. Pengelompokan algoritma K-Means termasuk partitioning clustering yang memisahkan data ke k daerah bagian yang terpisah. Memungkinkan bagi setiap data yang termasuk

cluster tertentu pada suatu tahapan proses, pada tahapan berikutnya berpindah ke kluster lain.

Algoritma K-Means diketahui sebagai partisi cluster atau kelompok eksklusif. K-Means memiliki beberapa karakteristik, yaitu K-Means sangat cepat dalam proses clustering, K-Means sangat sensitif pada pembangkitan pada centroid awal secara random, Memungkinkan suatu cluster tidak mempunyai anggota, Hasil clustering dengan K-Means tidak unik (selalu berubah-ubah), terkadang baik dan juga terkadang jelek, K-Means sangat sulit dalam mendapatkan global optimum. Pada Gambar 2.6 adalah proses algoritma pada K-Means



Gambar 2.6 Proses Flowchart Pada Algoritma Clustering

Secara singkat, Algoritma K-Means mencoba untuk meminimalkan jumlah kuadrat dalam cluster, yaitu untuk meminimalkan dapat dilihat pada rumus 2.5, 2.6 dan 2.7 :

$$\arg \min \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_j} D^2(x_j, \mu_i) \quad (2.5)$$

Dimana k adalah jumlah cluster, S_i adalah himpunan $ke-i$ cluster (atau elemen dalam cluster $ke-i$), μ_i adalah mean dari titik-titik dalam i klaster dan adalah jarak antara titik X_j dan μ_i . Langkah ketiga dan keempat dapat lebih dinyatakan sebagai berikut persamaan matematika masing-masing.

$$S_i^{(t)} = \{x_p : D(x_p, \mu_i^{(t)}) \leq D(x_p, \mu_j^{(t)}) \forall 1 \leq j \leq k\} \quad (2.6)$$

$$m_i^{(t+1)} = \frac{1}{|S_i^{(t)}|} \sum_{x_j \in S_i^{(t)}} x_j \quad (2.7)$$

Dimana (t) berarti iterasi $ke-i$ dan $|S_i(t)|$ menyatakan jumlah elemen dalam set- i (S_i). Setiap titik x_p dihubungkan dengan tepat satu set S_i .

Satu harus menyebutkan bahwa algoritma K-Means tidak dapat menemukan nilai global minimum untuk rumus 1 tetapi hanya mencapai nilai minimum lokal yang tergantung pada k poin awal. Kompleksitas waktu komputasi dari K-Means adalah berbanding lurus dengan jumlah pengamatan, jumlah cluster, jumlah iterasi dan jumlah dimensi. Salah satu kelemahan untuk algoritma ini adalah bahwa hal itu sensitif terhadap outlier poin. Jadi, lebih baik untuk menghilangkan titik outlier oleh beberapa metode analisis outlier sebelum menerapkan algoritma K-Means.

2.4 Algoritma X-Means

Merupakan suatu pengembangan k-means untuk menentukan jumlah cluster yang paling tepat untuk suatu dataset yang dianalisa. Adapun algoritma yang diterapkan di dalam metode ini adalah dengan menggabungkan algoritma k-means murni dan salah satu modelling criterion seperti Bayesian Information Criterion (BIC) atau Akaike Information Criterion (AIC). Algoritma yang diterapkan adalah sebagai berikut:

Step 1: Tentukan jumlah cluster

Step 2: Lakukan optimasi dengan k-means murni

Step 3: Untuk setiap cluster yang dihasilkan split cluster menjadi dua dan bandingkan modelling score antara model dengan satu cluster dan model dengan dua cluster. Model dengan score yang lebih baik dipilih menjadi perwakilan model yang displit.

2.4.1 Mixture Modelling

Mixture modelling merupakan salah satu jenis data clustering dimana dalam pemodelannya, data dalam suatu kelompok diasumsikan terdistribusi sesuai dengan salah satu jenis distribusi statistik yang ada. Mixture Modelling merupakan metode yang

mempunyai cara optimasi yang sama dengan X-Means melalui proses optimization and maximization. Berbeda dengan metode Hard K-Means dan Fuzzy K-Means, perbandingan Jurnal Sistem dan Informatika Vol. 3 (Pebruari 2007), 47-60 54

Dalam Mixture Modelling, pemilihan jumlah cluster umumnya dilakukan dengan metode yang secara teori sama dengan metode yang digunakan untuk mendefinisikan karakteristik masing-masing cluster. Kedua kegiatan baik pendefinisian karakteristik masing-masing cluster dan pemilihan jumlah cluster yang paling tepat juga dilakukan secara simultan. Beberapa teori yang sering digunakan sebagai dasar teori dalam metode Mixture Modelling adalah Penalised Maximum Likelihood yang umumnya memasangkan metode Maximum Likelihood untuk mendefinisikan karakteristik masing-masing cluster dan metode pemilihan jumlah cluster seperti Akaike Information Criterion (AIC)[19] atau Schwarz's Bayesian

Salah satu metode dari sekian banyak metode yang sering digunakan dalam mengevaluasi jumlah cluster adalah Schwarz's Bayesian Information Criterion (BIC) yang dalam proses optimasinya menggunakan rumus sebagai berikut[14]:

$$BIC = L + \frac{N_p}{2} \log N \quad (2.7)$$

dimana:

L : Negative log dari likelihood function untuk model yang didapat

N_p : Jumlah free parameter yang diestimasi

N : Jumlah data

Likelihood function untuk sudah model mixture umumnya didefinisikan dengan rumus sebagai berikut:

$$L = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^c \pi_i x f_i(x_k | \vec{\theta}_i) \quad (2.8)$$

dimana:

N : Jumlah data

c : Jumlah cluster

π_i : Relative abundances cluster ke-i

$f_i(x_k | \vec{\theta}_i)$: Distribusi probabilitas cluster ke-i

$\vec{\theta}_i$: Parameter yang tercakup di dalam distribusi yang diasumsikan untuk cluster ke-i

2.5 Metode Text Mining Naive Bayesian Dalam Pengklasifikasian Teks

Dalam proses klasifikasi teks, sebelum memasuki tahapan algoritma Clustering. Terlebih dahulu melakukan tahapan untuk teks mining yaitu tahapan-tahapan yang harus dilalui :

1. Tahap *tokenizing* adalah tahap pemotongan string input berdasarkan tiap kata yang menyusunnya.
2. Tahapan *stopword removal*, Stopword berarti kalimat yang tidak mempengaruhi proses klasifikasi. Removal stop-word menghapus berdasarkan frekuensi jangka minimum tidak cocok untuk deteksi emosi. Proses klasifikasi yang dilakukan dalam penelitian ini adalah klasifikasi emosi sehingga kata-kata seperti "which", "very" dapat diganti dengan spasi atau kata kosong. Awalnya penelitian terkait menggunakan proses stemming untuk menemukan morfologi akar kata yang diberikan. Stemming dalam linguistik yang banyak digunakan dalam mesin pencari dan sistem query berbasis untuk meningkatkan efisiensi sistem. Untuk klasifikasi emosi, stemming juga menghilangkan makna emosional dari kata-kata.

Pada penelitian terkait menemukan bahwa informasi tegang juga mempengaruhi emosional arti dari kata-kata. Misalnya kata "marry" dan "love" sering ditampilkan dalam kalimat senang sementara kata-kata "married" dan "loved" yang muncul dalam kalimat sedih. [13] Setelah selesai melakukan ke tahapan proses diatas maka akan dilakukan metode text mining menggunakan algoritma naive bayesian.



Gambar 2.7 Algoritma Text Mining

Jika ada asumsi dokumen sudah relevan tahap information retrieval dihilangkan

Pada Gambar 2.7 merupakan bagan algoritma text mining, untuk kasus pada penelitian kali ini hanya akan dilakukan algoritma Text mining dengan kategorisasi supervised learning menggunakan naive bayes. Sebenarnya kelompok teks klasifikasi ada banyak tidak hanya menggunakan naive bayes tetapi ada berbagai macam kelompok yaitu :

Numeric/quantitative classifier:

- probabilistic classifier, linear classifier, SVM, regression, artificial neural network

Nonnumeric/symbolic classifier:

- decision tree classifier, decision rule classifier Example-based classifier:
- k-Nearest Neighbour

tetapi pada algoritma naive bayes lebih mudah penerapannya, akurasi juga lebih tinggi, sederhana dan cepat.

Rumus naive bayes :

$$V_{map} = \arg \max P(V_j | a_1 a_2 \dots a_n) \quad (2.9)$$

$$P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A)} \quad (2.10)$$

Persamaan 1 dapat ditulis

$$V_{map} = \arg \max \frac{P(a_1 a_2 \dots a_n | V_j) P(V_j)}{P(a_1 a_2 \dots a_n)} \quad (2.11)$$

$P(a_1 a_2 \dots a_n)$ konstan, sehingga dapat dihilangkan

$$V_{map} = \arg \max P(a_1 a_2 \dots a_n | V_j) P(V_j) \quad (2.12)$$

$P(a_1 a_2 \dots a_n | v_j)$ sulit dihitung, asumsikan setiap kata tidak terikat

$$P(a_1 a_2 \dots a_n | V_j) | V_j = \prod_i P(a_i | v_j) \quad (2.13)$$

Mencari probabilitas maksimum

$$P(v_j) = \frac{|docs_j|}{Contoh} \quad (2.14)$$

$$P(w_k | v_j) = \frac{n_k + 1}{n + |kosakata|} \quad (2.15)$$

2.6 Klasifikasi Emoticon

Kebanyakan orang, menggunakan sebuah emoticon di dalam menuliskan pesan teks nya ke orang lain, biasanya emoticon menunjukkan wakil suatu pesan yang menandakan keadaan emosi orang tersebut. Pada penelitian kali ini emoticon akan digunakan sebagai salah satu kontrol emosi seseorang, bersama-sama masukan teks, emoticon akan disisipkan. Tetapi klasifikasi tetap dibedakan. Untuk klasifikasi emoticon tidak menggunakan metode apapun, klasifikasi emoticon dibobotkan secara langsung dari masing-masing emoticon yang diinputkan oleh pengguna. Jadi, suatu emosi langsung diterapkan pada setiap emoticon yang ada.

Sebelum menginjak pembahasan proses klasifikasi emoticon pada bab 3, pada bab ini akan menjelaskan pembahsan untuk emoticon.

Menurut (Jaram Park,2013) Emoticon adalah aspek kunci dari komunikasi berbasis teks, dan setara dengan isyarat nonverbal untuk media online chat, forum, dan media sosial

seperti Twitter. Sebagai emoticon menjadi lebih luas dalam komunikasi komputer dimediasi, kosakata simbol yang berbeda dengan perbedaan emosional halus muncul terutama di budaya yang berbeda, dalam penelitian (Jaram Park,2013), menyelidiki aspek semantik, budaya, dan sosial penggunaan emoticon di Twitter dan menunjukkan bahwa emoticon tidak terbatas pada menyampaikan emosi tertentu atau digunakan sebagai lelucon, tetapi lebih merupakan norma sosial budaya, makna yang dapat bervariasi tergantung pada identitas pembicara. (Jaram Park,2013) juga menunjukkan bagaimana norma-norma ini merambat melalui Twitter @ jaringan -reply. Kita mengkonfirmasi hasil kami pada dataset berskala besar lebih dari satu Tweet miliar dari periode waktu yang berbeda dan negara.

(Jaram Park,2013) membatasi fokus emoticon hanya untuk mereka yang mengungkapkan isyarat berdasarkan wajah manusia dan dikompilasi dari daftar calon emoticon dari sejumlah sumber termasuk Wikipedia. Berdasarkan daftar yang disusun, (Jaram Park,2013) membangun ekspresi reguler untuk mencari dataset pada penelitiannya. Seperti disebutkan sebelumnya, negara-negara timur dan barat gaya emoticon yang digunakan berbeda-beda, seperti yang disorot pada Tabel 2.1. Gaya horisontal, populer digunakan di negara-negara barat, menekankan mulut untuk mengekspresikan emosi dan sering menggunakan tanda titik dua (:) untuk mata. Bentuk mulut yang berbeda digunakan untuk mengekspresikan emosi (misalnya, positif, negatif) dan maknanya adalah (misalnya, senang, sedih, terkejut). Sebaliknya, gaya vertikal, populer digunakan di negara-negara timur, menekankan mata untuk mengekspresikan emosi. Garis bawah karakter (_) Umumnya digunakan untuk mulut, sementara berbagai karakter digunakan untuk bentuk mata untuk menangkap mempengaruhi dan makna. Karakter berikut ini digunakan untuk mulut dan bentuk mata dalam ekspresi reguler:

Mouth variants: () { } D P p b o O 0 X # | _

Eye variants: ; ^ T @ - o O X x + = > <

Tabel 2.1 Dua gaya yang berbeda dari emoticon: horizontal (populer di negara-negara barat) dan vertikal (populer di negara-negara Timur).

Style	Normative Form	Affect	Meaning	Variant Examples
Horizontal (expression based on the mouth shape)	:)	positive	happy	wink ;)
	:(negative	sad	mouth :)) :(((
	:o	neutral	surprise	nose :-) :-(:-[
	:P	positive	tongue sticking out	tear :'(:*(
	:D	positive	laugh	forehead or hair >:(=:-)
Vertical (expression based on the eye shape)	^^	positive	happy	chin (^^)
	T_T	negative	sad	mouth ^__^ T__T
	@@	neutral	surprise	nose ^.^ ^-^ T.T
	--	negative	absent-minded	sweat ^^; -_-;;
	o.o	positive	curious, amazing	eyebrow --^

2.7 Klasifikasi Titik Fitur Wajah

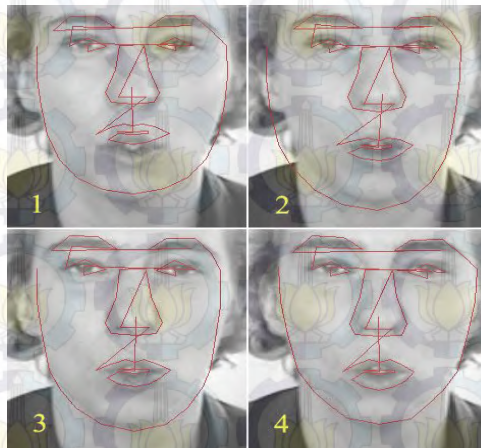
Dalam penelitian ini untuk klasifikasi fitur titik wajah akan digunakan pendeteksian titik-titik fitur point wajah meliputi mata, alis dan mulut. Dengan mengukur jarak dari masing-masing titik yang didapat dari proses deteksi ASM akan dihasilkan masing-masing fitur wajah yang nantinya akan dihitung dengan metode supervised learning yaitu gaussian naive bayesian. Terlebih dahulu kita mengenal tentang ASM dan metode bayesian yang akan menghitung nilai probabilitas dari data training berupa numeric.

Pendeteksian wajah untuk menghasilkan titik-titik wajah dengan pendekatan ASM (Appearance Shape Model).

2.7.1 Menempatkan titik-titik wajah

Untuk menempatkan titik-titik wajah dengan menggunakan algoritma ASM. Metode ASM termasuk metode Machine Learning yang membutuhkan data pelatihan (data Training), untuk menentukan lokasi titik-titik pada wajah ASM ini terlebih dahulu dilatih dengan serangkaian gambar landmarker manual.

Dengan manual landmarked kita berarti bahwa seseorang harus menandai semua gambar dengan tangan. Hal ini dilakukan sebelum pelatihan dimulai. Setelah pelatihan kita dapat menggunakan ASM untuk mencari fitur pada wajah. Contoh pencarian ditunjukkan pada Gambar 2.8.



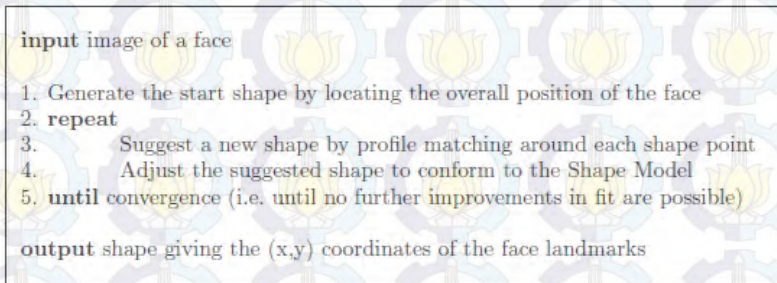
Gambar 2.8 Pencarian ASM.

Ide umum dari metode ini adalah mencoba meletakkan masing-masing titik secara independen, kemudian mengoreksi lokasi titik-titik tersebut yang dibutuhkan / penting kemudian mencari bagaimana keterkaitan titik landmark satu dengan yang lainnya. Kemudian disambungkan dan membentuk sebuah shape / bentuk. ASM yang dibangun dari dua jenis sub-model :

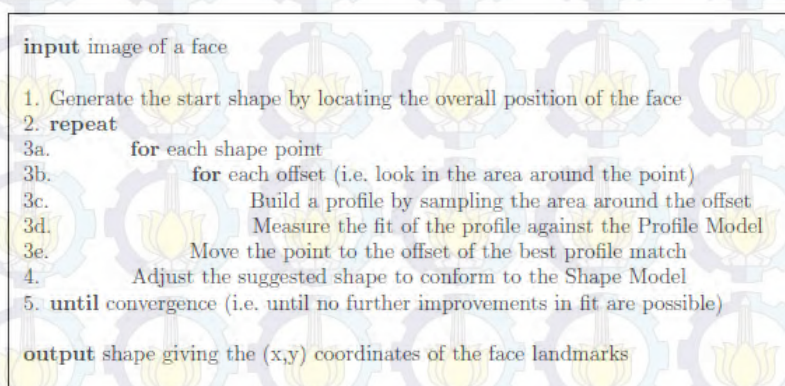
1. Sebuah profil model untuk setiap landmark, yang menggambarkan karakteristik gambar sekitar landmark. Spesies gambar model apa yang diharapkan agar terlihat seperti landmark. Selama pelatihan, kita memberikan sampel di daerah sekitar setiap landmark di semua gambar pelatihan untuk membangun sebuah model profil. Selama pencarian, kita beri daerah sampel di sekitar masing-masing landmark tentatif, dan memindahkan landmark ke posisi yang paling cocok dengan model. Ini menghasilkan tentative baru untuk posisi landmark, disebut bentuk yang disarankan.
2. Model bentuk yang didefinisikan merupakan posisi relatif yang diijinkan oleh landmark. Selama pencarian, model bentuk menyesuaikan bentuk yang disarankan oleh model profile agar sesuai dengan bentuk wajah yang sah. Hal ini diperlukan karena profil di cocokkan di setiap landmark tidak dapat diandalkan. Sebagai contoh, model bentuk akan menyusut di bagian hidung jika wajah yang disarankan memiliki hidung seperti Pinokio.
3. Iterasi algoritma untuk solusi menggunakan kedua sub - model seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.9 dan secara lebih rinci dalam Gambar 2.10.

Algoritma ini menggabungkan hasil dari klasifikasi profil yang lemah untuk membangun klasifikasi keseluruhan yang lebih kuat. Ini adalah merupakan bentuk yang dibatasi

detektor fitur: model bentuk bertindak secara global; setiap pencocokan profil bertindak secara lokal.



Gambar 2.9 Algoritma Pencarian ASM Pada Wajah



Gambar 2.10 Algoritma Pencarian ASM untuk Wajah dengan Step Perluasan Pencocokan Profil

2.7.2 Algoritma Gaussian Naive Bayes Untuk Penerapan Data Numeric

Pada penelitian kali ini input dari proses ASM berupa data training numeric. Yang mempunyai banyak variabel yang akan ditrainingkan. kemudian probabilitas emosi dihitung dengan menggunakan algoritma Naive Bayes, karena data di dalam klasifikasi ini merupakan data numeric maka akan digunakan Gaussian Naive Bayes.

2.7.2.1 Gaussian Naive Bayes

Dalam teori probabilitas, normal (atau Gaussian) distribusi adalah sangat umum terjadi dalam probabilitas distribusi kontinyu, fungsi yang memberitahu kemungkinan bahwa pengamatan nyata akan jatuh antara dua batas nyata atau bilangan real, seperti kurva mendekati nol di kedua sisi. Distribusi normal sangat penting dalam statistik dan sering digunakan dalam ilmu-ilmu alam dan sosial untuk variabel random bernilai real yang distribusi tidak diketahui.

Distribusi normal adalah sangat berguna karena teorema limit sentral, yang menyatakan bahwa, dalam kondisi ringan, rata-rata dari banyak variabel acak independen diambil dari

distribusi yang sama didistribusikan mendekati normal, terlepas dari bentuk distribusi asli: kuantitas fisik yang diharapkan jumlah banyak proses independen (seperti kesalahan pengukuran) sering memiliki distribusi yang sangat dekat dengan normal. Selain itu, banyak hasil dan metode (seperti propagasi ketidakpastian dan kuadrat parameter pas) dapat diturunkan analitis dalam bentuk eksplisit ketika variabel yang relevan terdistribusi secara normal.[16]

Ketika berhadapan dengan data kontinu, asumsi khas adalah bahwa nilai-nilai yang terus-menerus berhubungan dengan masing-masing kelas yang didistribusikan sesuai dengan distribusi Gaussian. Misalnya, data pelatihan mengandung atribut kontinyu, x . Pertama segmen data dengan kelas, dan kemudian menghitung rata-rata dan varians dari x di masing-masing kelas. μ_c menjadi rata-rata nilai dalam x terkait dengan kelas c , dan biarkan σ_c^2 menjadi varians dari nilai-nilai di x terkait dengan kelas c . Kemudian, distribusi probabilitas beberapa nilai yang diberikan kelas, $p(x = v | c)$, dapat dihitung dengan memasukkan v ke dalam persamaan untuk distribusi normal parameter oleh μ_c dan σ_c^2 . Itu adalah,

$$p(x = v | c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_c^2}} e^{-\frac{(v-\mu_c)^2}{2\sigma_c^2}} \quad (2.16)$$

Teknik lain yang umum untuk menangani nilai-nilai terus menerus adalah dengan menggunakan Binning untuk diskrit nilai fitur, untuk mendapatkan satu set fitur baru distribusi bernoulli; beberapa literatur sebenarnya menunjukkan bahwa hal ini perlu untuk menerapkan naive bayes, tetapi juga tidak, diskritisasi dapat membuang informasi diskriminatif. [16]

2.8 Emosi dan Ekspresi Wajah

Emosi adalah penggambaran perasaan seseorang ketika ia menerima respon dari berbagai sumber berita, seperti suara, tulisan, dll. Banyak makalah telah dijelaskan tentang ekspresi wajah salah satunya adalah Charles Darwin, Darwin mengklaim bahwa ekspresi emosi melibatkan banyak sistem: ekspresi wajah, respon perilaku, dan tanggapan fisik, yang meliputi perubahan fisiologis, postural, dan vokal. Yang paling penting, Darwin mengklaim bahwa ekspresi emosi konsisten dengan teori-teorinya tentang evolusi dan dengan demikian, ekspresi emosi bersifat universal dan karenanya harus dinyatakan sama di berbagai ras atau budaya. Hal ini dikenal sebagai hipotesis universalitas.

Terakhir, primata dan hewan menunjukkan prekursor tindakan otot ekspresi wajah manusia [3]

Bidang ilmu psikologi telah mengklasifikasikan emosi ke dalam 5 dasar emosi: senang, sedih, marah, takut, dan jijik [5].

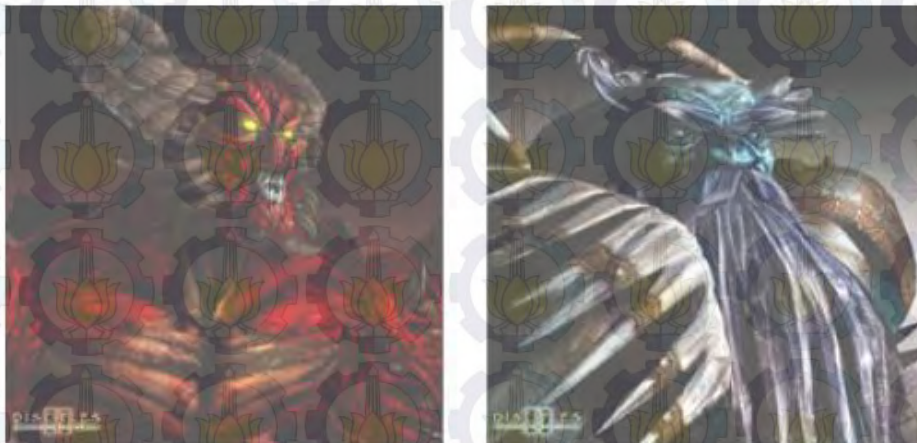
Ekspresi wajah manusia dapat diklasifikasikan menjadi beberapa bagian [1], lihat Tabel 2.2

Tabel 2.2 Klasifikasi Emosi Dasar

Phsycologist	Basic Emotion
Plutchik	Anger, Anticipation, Trust, Disgust, Joy, Face, Sadness, Surprise
Ekman, Friesen, Ellsworth	Anger, Disgust, Fear, Joy, Sadness, Surprise
Frijda	Desire, happiness, Interest, Surprise, Wonder, Sorrow
Izzard	Anger, Contempt, Disgust, Distress, Fear, Guilt, Interest, Joy, Shame, Surprise
James	Fear, Grief, Love, Rage
Mowrer	Pain, Pleasure
Outley and Johnson - Laird	Anger, Disgust, Auxiety, Happiness, Sadness

2.9 Ekspresi Wajah Dengan Warna Tubuh

Pada penelitian kali ini adalah membuat aplikasi emosi wajah pada objek 3D, terkadang suatu karakter tidak nyata mendeskripsikan suatu emosi pada seseorang dengan mewarnai tubuhnya sesuai dengan jiwa dan karakternya. Seperti suatu contoh, pada suatu game terdapat monster yang menjadi tokoh antagonis pada game tersebut dan sesuai dengan ciri karakter dan jiwanya adalah seorang yang pemarah, jahat maka biasanya di dalam suatu game warna tubuh tokoh tersebut akan diwarnai dengan warna merah. Gambar 2.11 merupakan salah satu contoh pewarnaan karakter sesuai dengan perannya.



Gambar 2.11 Warna Emosi Pada Karakter. Merah (kiri) Jahat dan Biru (Kanan) Baik

Jadi, warna tubuh karakter merupakan simbol dari perwatakan dan karakter dari tokoh tersebut [8].

Plutchik mengemukakan idenya bahwa emosi dasar pada manusia merupakan sebuah blok bangunan utama dari emosi derivative, emosi sekunder dan emosi tersier. Emosi Derivatif berada dalam campuran negara, atau kombinasi dari emosi dasar majemuk. Hal ini mirip dengan prinsip warna pencampuran. Gambar 2.12 merupakan dasar model warna oleh Plutchik.



Gambar 2.12 Dasar Warna Model Emosi (Plutchik)

2.10 Model Ruang Warna

Sebuah ruang warna adalah metode yang kita dapat menentukan, menciptakan dan memvisualisasikan warna. Sebagai manusia, kita dapat menentukan warna dengan atribut kecerahan, warna dan colourfulness. Sebuah komputer mungkin menggambarkan warna menggunakan jumlah merah, hijau dan biru emisi fosfor yang dibutuhkan untuk mencocokkan warna. Sebuah mesin cetak dapat menghasilkan warna tertentu dalam hal reflektansi dan absorptansi cyan, magenta, tinta kuning dan hitam pada kertas cetak.

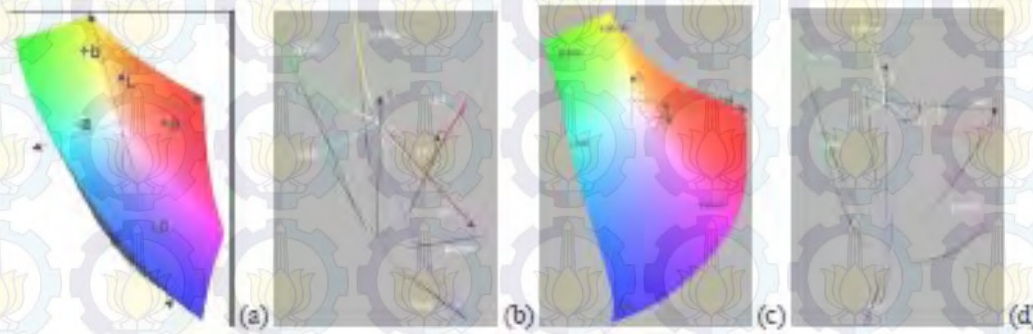
Warna yang demikian biasanya ditentukan dengan menggunakan tiga koordinat, atau parameter. Parameter ini menggambarkan posisi warna dalam ruang warna yang digunakan.

Ruang warna yang berbeda lebih baik digunakan untuk aplikasi yang berbeda, misalnya beberapa peralatan memiliki faktor-faktor yang menentukan ukuran dan jenis ruang warna yang dapat digunakan. [17]

Sebuah ruang warna adalah representasi matematis dari satu set warna. Tiga warna yang paling populer model RGB (digunakan dalam komputer grafis); YIQ, YUV, atau YCbCr (digunakan dalam sistem video); dan CMYK (digunakan dalam pencetakan warna). Akan tetapi, tidak ada ruang warna ini secara langsung terkait dengan gagasan intuitif hue, saturation, dan kecerahan. Hal ini mengakibatkan terbentuknya model warna lainnya, seperti halnya HSI dan LAB, untuk menyederhanakan pemrograman, pengolahan, dan pengguna akhir manipulasi. Semua ruang warna dapat diturunkan dari informasi RGB disediakan oleh perangkat kamera dan scanner. [18]

HSL dan LAB dianggap sebagai model warna representasi alam (yaitu, dekat dengan persepsi fisiologis mata manusia). Dalam model ini, warna terurai menurut fisiologis kriteria seperti hue, saturation dan pencahayaan. Sebuah keuntungan besar dari HSL / LAB model selama RGB Model terletak pada kemampuan mereka untuk mengenali kehadiran / tidak adanya warna di gambar yang diberikan. Namun, kelemahan utama dari HSL dan LAB model menyangkut variasi pencahayaan mereka yang tidak sesuai dengan persepsi manusia. CIE (Commission Internationale de l'Eclairage) telah mendefinisikan dua perseptual seragam atau sekitar seragam ruang warna $L^* a^* b^*$ dan $L^* u^* v^*$. Selanjutnya, $L^* C^* H^*$ (Lightness, Chroma, dan Hue) ruang warna telah didefinisikan sebagai turunan dari $L^* A^* B^*$ [4]. $L^* a^* b^*$ dan $L^* C^* H^*$ model warna direpresentasikan dalam Gambar 2.14. Gambar 2.14-a menunjukkan distribusi warna dalam model ini sementara Gambar 2.14-b menggambarkan variasi kroma C^* dan pencahayaan L^* selama enam

berbeda nilai hue H^* (Merah, kuning, hijau, cyan, biru dan ungu). model warna $L^* C^* H^*$ memiliki luminositas rona (masing-masing chroma) dan tumbuh (masing-masing menurun) perlahan-lahan sesuai dengan peningkatan persentase putih. Variasi ini sesuai dengan persepsi manusia dan karenanya merupakan fitur yang baik di $L^* a^* b^*$ dan $L^* C^* H^*$ model warna.



Gambar 2.13 a) model warna $L^* a^* b^*$. b) Variasi Chroma dan Luminance selama enam nilai hue. c) Model warna CIECAM02. d) Chroma dan pencahayaan variasi selama enam nilai hue.

Ruang $L^* a^* b^*$ dan $L^* C^* H^*$ memiliki kekurangan yang signifikan karena mereka memiliki lemah keteguhan rona untuk biru seperti yang digambarkan oleh Gambar 2.13-a dan 2.13-b. Memang, biru sudut rona bervariasi antara 2900 untuk 3060. Dalam rangka untuk mendapatkan keteguhan seperti, ruang warna lain yang disebut "penampilan CIE Warna Model" (CIECAM02). Gambar 2.13-c dan 2.13-d menunjukkan bahwa CIECAM02 meningkatkan rona keteguhan untuk hampir semua warna kecuali sudut warna biru yang bervariasi antara 2570 dan 2740 [22].

2.10.1 RGB Color Space

Ini adalah sistem warna aditif berdasarkan teori trikromatik. Sering ditemukan pada sistem yang menggunakan CRT untuk menampilkan gambar. RGB mudah untuk menerapkan tetapi non-linear dengan persepsi visual. Hal ini tergantung dan spesifikasi warna perangkat semi-intuitif. RGB adalah sangat umum, yang digunakan di hampir setiap sistem komputer serta televisi, video dll [17]

2.10.2 CIE

Ada dua ruang warna CIE berdasarkan, CIELuv dan CIELAB. Mereka hampir linier dengan persepsi visual, atau setidaknya sedekat setiap ruang warna diharapkan bijaksana mendapatkan. karena mereka didasarkan pada sistem CIE pengukuran warna, yang itu sendiri didasarkan pada penglihatan manusia, CIELAB dan CIELuv yang perangkat

independen tetapi menderita karena cukup unintuitive meskipun Parameter L memiliki korelasi yang baik dengan ringan dirasakan.

Untuk membuat mereka lebih user friendly, CIE didefinisikan dua ruang analog - CIELhs atau CIELhc mana h singkatan rona, s untuk kejenuhan dan c untuk chroma. Selain CIELuv memiliki sebuah dua dimensi grafik Kromatisitas terkait yang berguna untuk menampilkan warna aditif campuran, membuat CIELuv berguna dalam aplikasi yang menggunakan CRT display. CIELAB tidak terkait dimensi diagram Kromatisitas dua dan tidak ada korelasi kejenuhan. CIELhs karena itu tidak dapat didefinisikan. [17]

2.10.3 CIE XYZ

CIE XYZ (1931) sistem merupakan akar dari semua kolorimetri. Hal ini didefinisikan sedemikian rupa sehingga semua terlihat warna dapat didefinisikan hanya menggunakan nilai-nilai positif, dan, nilai Y adalah pencahayaan. Akibatnya, warna pendahuluan XYZ sendiri tidak terlihat. Diagram Kromatisitas adalah sangat non-linear, dalam vektor unit besarnya merupakan selisih antara dua Kromatisitas warna tidak merata terlihat. Sebuah warna didefinisikan dalam sistem ini disebut sebagai YXY. Sebuah koordinasi ketiga, z, juga dapat didefinisikan tetapi berlebihan karena $x + y + z = 1$ untuk semua warna. [17]

$$x = \frac{x}{(x+y+z)} \quad (2.17)$$

$$y = \frac{y}{(x+y+z)} \quad (2.18)$$

2.10.4 CIE L*a*b

Hal ini didasarkan langsung pada CIE XYZ (1931) dan upaya lain untuk linearise dengan nalar perbedaan warna vektor satuan. Sekali lagi, itu adalah non-linear, dan konversi masih reversibel. Informasi pewarna disebut warna titik putih dari sistem, subscript n. Hubungan non-linear untuk L * a * dan b * adalah sama seperti untuk CIELUV dan dimaksudkan untuk meniru respon logaritmik dari dia mata.[17]

$$L^* = \begin{cases} 116 \left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{\frac{1}{3}} - 16 & \text{if } \frac{Y}{Y_n} > 0.008856 \\ 903.3 \left(\frac{Y}{Y_n} \right) & \text{if } \frac{Y}{Y_n} \leq 0.008856 \end{cases} \quad (2.19)$$

$$a^* = 500 * \left(f \left(\frac{x}{x_n} \right) - f \left(\frac{y}{y_n} \right) \right) \quad (2.20)$$

$$b^* = 200 * \left(f \left(\frac{y}{x y_n} \right) - f \left(\frac{z}{z_n} \right) \right) \quad (2.21)$$

$$\text{Where } f(t) = \begin{cases} t^{1/3} & \text{if } t > 0.008856 \\ 7.787 * t + \frac{16}{116} & \text{if } t \leq 0.008856 \end{cases} \quad (2.22)$$

Sekali lagi, L^* skala dari 0 sampai 100.

Sekali lagi, ada parameter kutub yang lebih cocok dengan pengalaman visual warna.

$$C^* = (a^2 + b^2)^{0.5} \quad (2.23)$$

$$h_{ab} = \arctan \frac{b^*}{a^*} \quad (2.24)$$

Hue adalah sudut dalam empat kuadran, dan tidak ada istilah jenuh dalam sistem ini. Ketika menentukan CIEL * a * b * atau CIEL * u * v * nilai untuk CRT ditampilkan warna itu adalah biasa untuk menggunakan CRT titik putih sebagai putih referensi.[17]

2.11 Konversi Ruang Warna RGB ke Ruang Warna XYZ

Sebuah warna RGB yang telah dalam kisaran nominal [0, 1], diubah menjadi XYZ dalam dua langkah. [23]

1. Companding terbalik

Pertama, saluran companded RGB (dilambangkan dengan huruf besar [RGB], atau genetik V) yang dibuat linear terhadap energi (dilambangkan dengan huruf kecil [rgb], atau umum v).

$$v \in (r, g, b) \quad (2.25)$$

$$V \in (R, G, B) \quad (2.26)$$

Operasi yang sama dilakukan pada ketiga saluran, tetapi operasi tergantung pada fungsi companding terkait dengan sistem warna RGB.

Inverse Gamma Companding

$$v = V^{\gamma}$$

$$(2.17)$$

Inverse sRGB Companding

$$v = \begin{cases} \frac{V}{12.92} & \text{if } V \leq 0.04045 \\ \left(\frac{V+0.055}{1.055} \right)^{2.4} & \text{if } V > 0.04045 \end{cases} \quad (2.27)$$

Inverse L^* Companding

$$v = \begin{cases} \frac{100V}{k} & \text{if } V \leq 0.08 \\ \left(\frac{V+0.16}{1.16} \right)^3 & \text{if } V > 0.08 \end{cases} \quad (2.28)$$

$$k = \begin{cases} 903.3 & \text{Actual CIE standart} \\ \frac{24389}{27} & \text{Intent Of CIE Standart} \end{cases} \quad (2.29)$$

2. Linear RGB ke XYZ

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = [M] \begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

2.12 Konversi ruang Warna XYZ ke Ruang Warna L*a*b

Konversi ni memerlukan referensi putih $X_r Y_r Z_r$ [23]

$$L = 116 f_y - 16 \quad (2.31)$$

$$a = 500(f_x - f_y) \quad (2.32)$$

$$b = 200(f_y - f_z) \quad (2.33)$$

Dimana,

$$f_x = \begin{cases} \sqrt[3]{X_r} & \text{if } X_r > \varepsilon \\ \frac{(kX_r + 16)}{116} & \text{if } X_r \leq \varepsilon \end{cases} \quad (2.34)$$

$$f_y = \begin{cases} \sqrt[3]{Y_r} & \text{if } Y_r > \varepsilon \\ \frac{(kY_r + 16)}{116} & \text{if } Y_r \leq \varepsilon \end{cases} \quad (2.35)$$

$$f_z = \begin{cases} \sqrt[3]{Z_r} & \text{if } Z_r > \varepsilon \\ \frac{(kZ_r + 16)}{116} & \text{if } Z_r \leq \varepsilon \end{cases} \quad (2.36)$$

$$X_r = \frac{x}{X_r} \quad (2.37)$$

$$Y_r = \frac{y}{Y_r} \quad (2.38)$$

$$Z_r = \frac{z}{Z_r} \quad (2.39)$$

$$\varepsilon = \begin{cases} 0.008856 & \text{Actual CIE standart} \\ \frac{216}{16} & \text{Intent of the CIE standart} \end{cases} \quad (2.40)$$

$$k = \begin{cases} 903.3 & \text{Actual CIE standart} \\ \frac{24389}{27} & \text{Intent if CIE standart} \end{cases} \quad (2.41)$$

2.13 Mengukur Jarak Kemiripan Warna

Gagasan persepsi warna seragam merupakan kriteria penting untuk klasifikasi dan diskriminasi antara ruang warna. Dalam rangka untuk menangkap keseragaman persepsi dalam ruang representasi warna, itu adalah penting untuk bergantung pada kriteria jarak yang menyatakan bahwa D jarak (c_1, c_2) antara dua warna c_1 dan c_2 benar jika dan hanya jika nilai jarak dekat perbedaan yang dirasakan oleh mata manusia.

Banyak jarak telah diusulkan berdasarkan pada model warna yang ada. Jarak Euclidean (dilambangkan by ΔE) sering digunakan dalam ruang representasi kubik seperti RGB dan $L^* a^* b^*$. Jarak lainnya adalah ΔE_{94} itu sengaja diusulkan untuk $L^* C^* H^*$. Jarak berbentuk silindrik (dilambangkan dengan D_{cyl}) digunakan untuk ruang berbentuk silindrik dan kerucut seperti HSL, LAB dan $L^* C^* H^*$. [22]

$$\Delta E_{RGB} = \sqrt{\Delta R^2 + \Delta G^2 + \Delta B^2} \quad (2.42)$$

$$\Delta E_{ab} = \sqrt{\Delta L^{*2} + \Delta a^{*2} + \Delta b^{*2}} \quad (2.43)$$

$$\Delta E_{CH} = \sqrt{\Delta L^{*2} + \Delta C^{*2} + \Delta H^{*2}} \quad (2.44)$$

$$\Delta E_{94} = \sqrt{\left(\frac{\Delta L^*}{K_{LSL}}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C^*}{K_{CSC}}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H^*}{K_{HSH}}\right)^2} \quad (2.45)$$

Dimana

$$\Delta L = L_1 - L_2$$

$$C_1 = \sqrt{a_1^2 + b_1^2}$$

$$C_2 = \sqrt{a_2^2 + b_2^2}$$

$$\Delta C = C_1 - C_2$$

$$\Delta H_{ab} = \sqrt{\Delta a^2 + \Delta b^2 - \Delta C}$$

$$\Delta a = a_1 - a_2$$

$$\Delta b = b_1 - b_2$$

$$SL = 1$$

$$SC = 1 + K_1 C_1$$

$$SH = 1 + K_2 C_2$$

$$KL = KC = KH = 1,$$

$$K_1 = 0.045, K_2 = 0.015$$

2.14 Facial Animation Parameter

Pola aksi tertentu didasarkan pada studi tindakan yang berhubungan erat dengan tindakan otot. 68 parameter yang dikategorikan ke dalam 10 kelompok yang terkait dengan bagian wajah (Tabel 2.3). Pola aksi tertentu merupakan satu set lengkap tindakan wajah dasar termasuk gerakan kepala, lidah, mata, dan kontrol mulut. Mereka memungkinkan representasi dari ekspresi wajah. Untuk setiap FAP, standar mendefinisikan FAPU tepat, kelompok FAP, arah gerakan positif dan apakah gerakan fitur Titik adalah searah. Pola aksi tertentu juga dapat digunakan untuk menentukan unit tindakan wajah. Amplitudo berlebihan memungkinkan definisi tindakan yang biasanya tidak mungkin bagi manusia, tetapi yang diinginkan untuk karakter seperti kartun.

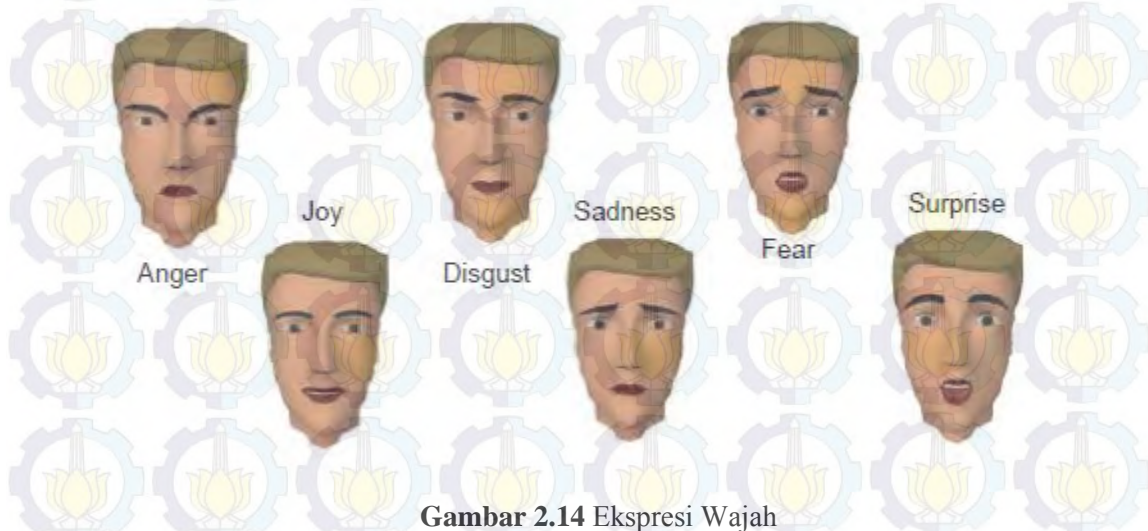
Ekspresi parameter FAP 2 mendefinisikan 6 ekspresi wajah primer (Tabel 2.4, Gambar 2.14). Berlawanan dengan visemes, ekspresi wajah yang dijiwai oleh nilai mendefinisikan eksitasi dari ekspresi. Dua wajah ekspresi dapat animasi bersamaan dengan amplitudo di kisaran [0-63] ditetapkan untuk masing-masing ekspresi. Nilai parameter ekspresi wajah ditentukan oleh deskripsi tekstual. Ekspresi parameter memungkinkan cara yang efisien untuk menghidupkan wajah. Mereka adalah parameter animasi tingkat tinggi. Wajah Model desainer menciptakan mereka untuk setiap model wajah. Karena mereka dirancang sebagai ekspresi lengkap, mereka memungkinkan menghidupkan model diketahui dengan kualitas tinggi subjektif [24].

Tabel 2.3 Grup FAP

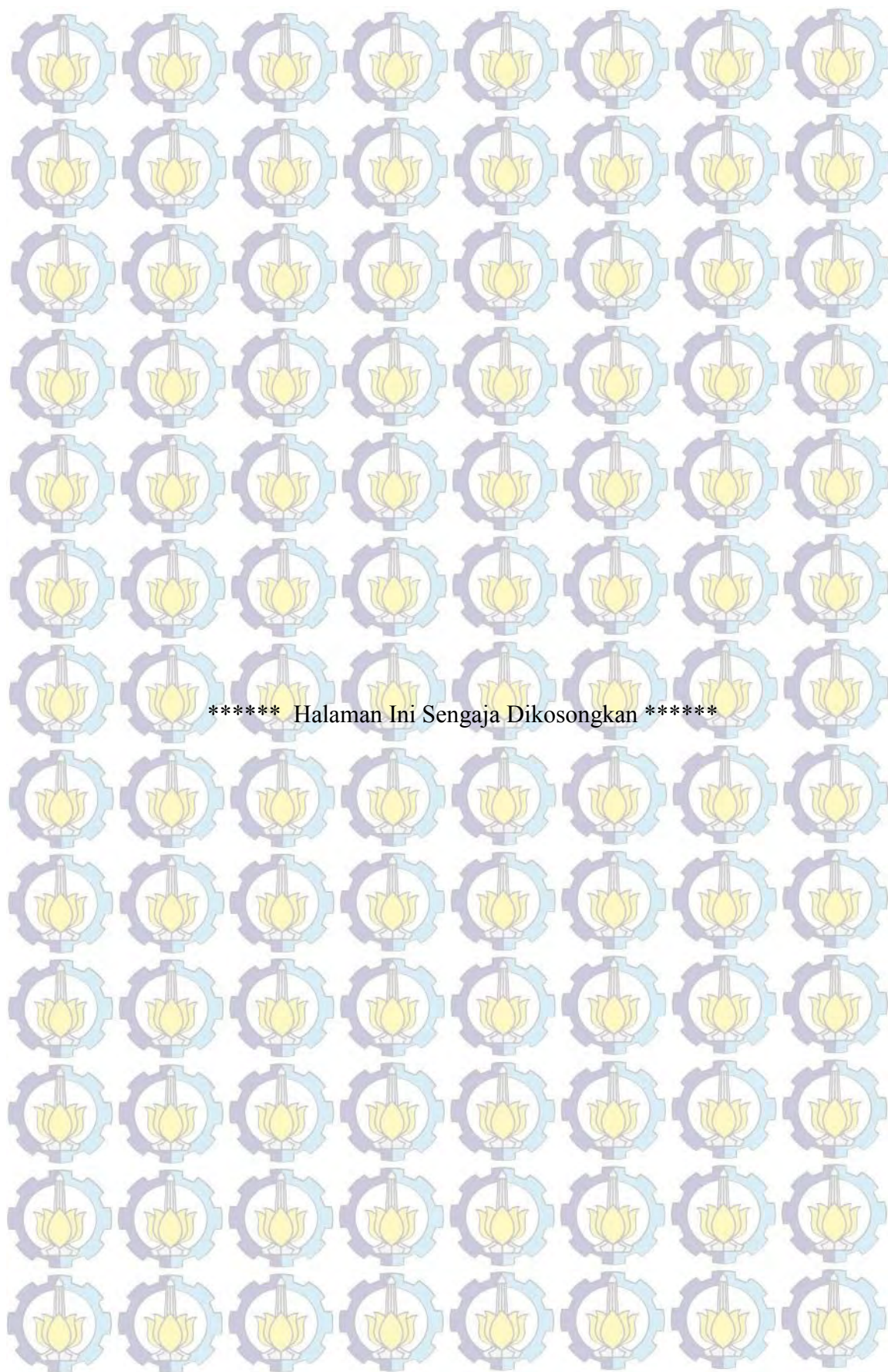
Group	Number of FAPs
1: visemes and expressions	2
2: jaw, chin, inner lowerlip, cornerlips, midlip	16
3: eyeballs, pupils, eyelids	12
4: eyebrow	8
5: cheeks	4
6: tongue	5
7: head rotation	3
8: outer lip positions	10
9: nose	4
10: ears	4

Tabel 2.4 Ekspresi Wajah Primer Sebagai Penjelasan dari FAP 2

#	Nama Ekspresi	deskripsi
1	Senang	Alis santai. Mulut terbuka dan sudut-sudut mulut ditarik kembali ke telinga.
2	Sedih	Alis dalam mlengkung ke atas. Mata sedikit tertutup. Mulut santai.
3	Marah	Alis bagian dalam ditarik ke bawah dan bersama-sama. Mata terbuka lebar. Bibir yang ditekan terhadap satu sama lain atau membuka untuk mengekspos gigi.
4	Takut	Alis dibangkitkan dan ditarik bersama-sama. Alis dalam melengkung ke atas. Mata yang tegang dan waspada.
5	Jijik	Alis dan kelopak mata yang santai. Bibir atas dinaikkan dan meringkuk, sering asimetris.
6	Terkejut	Alis yang terangkat. Kelopak mata atas terbuka lebar, lebih rendah rileks. Rahang dibuka.



Gambar 2.14 Ekspresi Wajah



BAB III

METODOLOGI PERANCANGAN

3.1 Keterkaitan Umum Antara Klasifikasi Teks, Emoticon dan Titik Fitur Wajah

Untuk klasifikasi teks akan dikelompokkan berdasarkan setiap katanya dengan menggunakan proses pemotongan kata (tokenizing) dan algoritma stopword removal kemudian setelah itu akan melalui berbagai tahapan yaitu untuk setiap kata yang didapatkan dari hasil proses sebelumnya kemudian akan dihitung dari masing-masing kata dikenal dengan istilah pembobotan kata tahapan selanjutnya adalah menghitung probabilitas kata dengan algoritma Text Mining menggunakan algoritma naive bayes.

Data training yang dipakai pada klasifikasi teks adalah data ISEAR. Yang terdiri dari 7 kelas emosi yaitu senang, sedih, marah, malu, menyesal, takut dan jijik. Namun pada penelitian kali ini akan digunakan kelas emosi sebanyak 5 dari data ISEAR meliputi, senang, sedih, marah, takut, jijik.

Untuk klasifikasi fitur titik wajah, akan dikelompokkan berdasarkan jarak antara alis, mulut dan mata. Kemudian dari hasil data yang didapatkan dari data uji dan data training akan didapatkan suatu matriks nilai probabilitas emosi dengan menggunakan metode klasifikasi gaussian naive bayes dengan data numeric.

Dan untuk klasifikasi emoticon adalah di setiap emoticon akan ditentukan bobot masing-masing dan perhitungan kelas emosinya akan berdasarkan pada banyaknya inputan emoticon yang dimasukkan pengguna sesuai dengan emosi masing-masing.

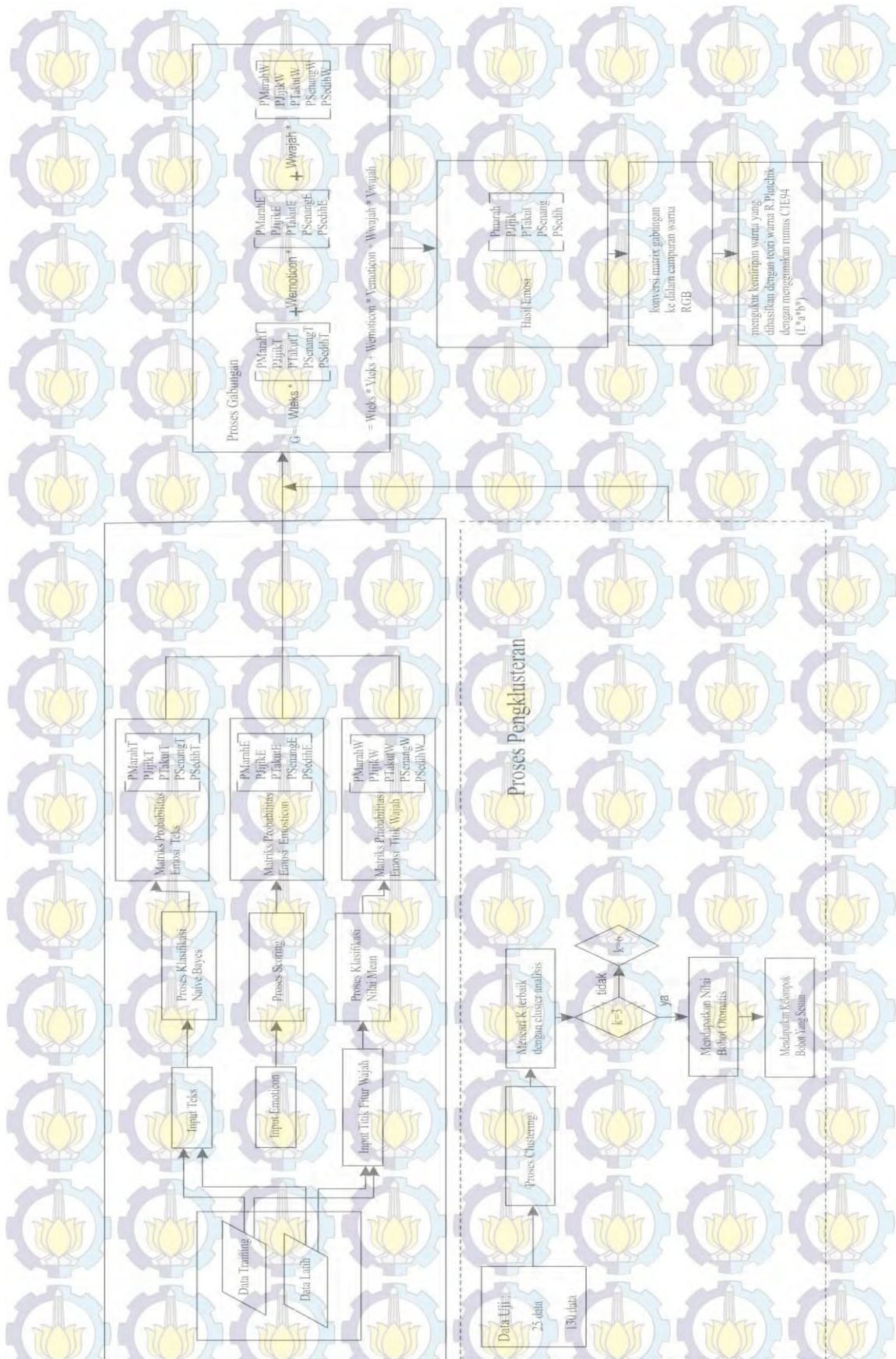
Setelah proses klasifikasi teks, emoticon dan wajah akan dilakukan penggabungan untuk menentukan emosi akhir. Algoritma gabungan dengan menggunakan pembobotan di masing-masing klasifikasi agar terbentuk suatu matriks emosi baru, dengan probabilitas emoticon sebagai acuannya. Masing-masing nilai probabilitas tiap emosi dari klasifikasi teks dan wajah akan dihitung jaraknya terhadap probabilitas yang dihasilkan emoticon, setelah itu data tersebut akan menjadi data baru yang kemudian akan dikelompokkan berdasarkan pembobotannya dengan algoritma clustering. Setelah terbentuk emosi gabungan, maka nilai vektor gabungan emosi tersebut akan dikonversikan ke dalam campuran warna.

Gambar 3.1 merupakan bagan keterkaitan antara klasifikasi teks, emoticon dan wajah 2D menghasilkan sebuah warna tubuh objek karakter 3D dengan emosi yang menggambarkan suasana hati seseorang dengan ketiga klasifikasi tersebut.

Pada Gambar 3.1, untuk dapat menentukan hasil warna emosi gabungan adalah dengan menggabungkan klasifikasi teks, wajah dan emoticon dengan mengalikan masing-masing klasifikasi tersebut sesuai dengan bobot otomatis yang telah ditentukan.

Untuk mendapatkan hasil nilai probabilitas emosi dari teks adalah dengan menggunakan Metode Text Mining Naive Bayesian, dan untuk mendapatkan nilai probabilitas emosi dari titik wajah adalah dengan menggunakan metode naive bayes dalam numeric, dan untuk mendapatkna nilai probabilitas emosi dari emoticon akan digunkan perhitungan scoring berdasarkan jumlah emoticon yang dimasukkan. Masing-masing hasil probabilitas emosi menghasilkan vector matriks emosi 4x1.

Flowchar diagram keseluruhan sistem dapat dilihat pada Gambar 3.1.

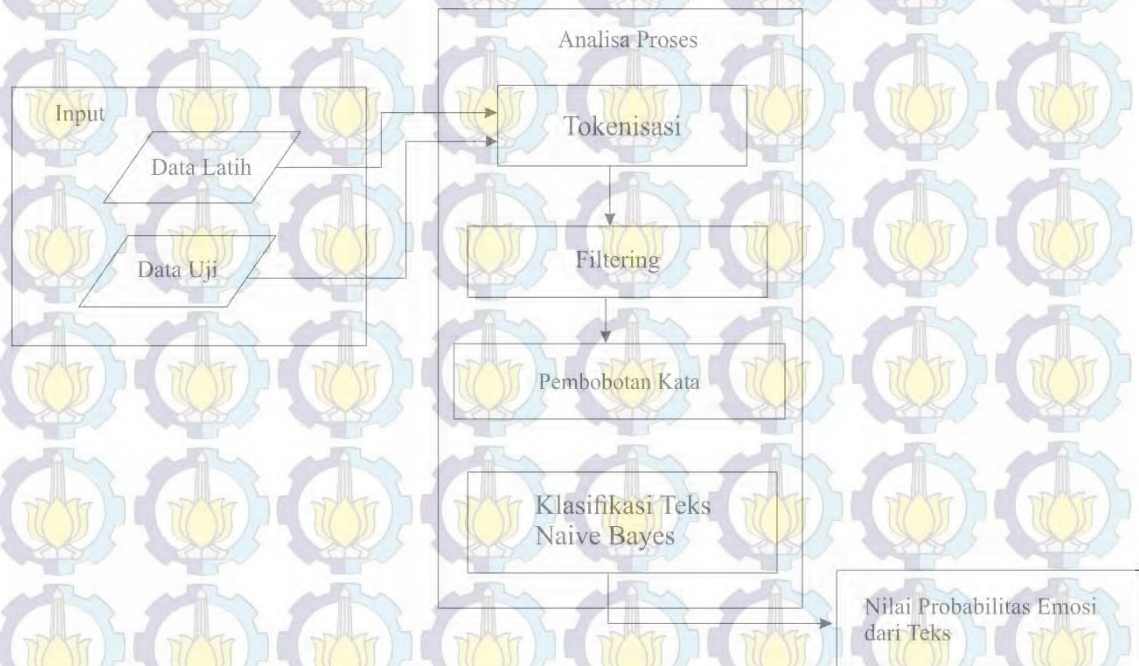


Gambar 3.1 Keterkaitan Antara Klasifikasi Teks, Emoticon dan Titik-Titik Wajah meliputi titik bagian mata, Alis dan Mulut.

Untuk lebih memperjelas Gambar 3.1 akan dijelaskan di point berikutnya, untuk point 3.2 adalah penjelasan tentang klasifikasi teks, yaitu bagaimana mendapatkan prosentase besar emosi wajah dengan teks dengan menggunakan klasifikasi teks. Untuk point 3.3 adalah penjelasan tentang klasifikasi emoticon, dan pada point 3.4 menjelaskan tentang bagaimana mendapatkan prosentase emosi wajah dari klasifikasi titik fitur wajah. Dan point 3.5 akan dijelaskan tentang proses clustering Clustering dari 3 klasifikasi tersebut.

3.2 Klasifikasi Teks

Dalam algoritma Klasifikasi, setiap ada kata input teks baru dari user akan di masukkan ke dalam data taining dan dilakukan cek pengelompokan data. Untuk menggambarkan alur logika pada klasifikasi teks dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Proses Pengelompokan Emosi Wajah dengan Pada Klasifikasi Teks (Global System).

Pada gambar 3.2 menjelaskan alur sistem secara umum pada proses klasifikasi teks, bahwa sistem akan mendapat masukan data teks yang merupakan data latih beserta label kelas, data uji yang berasal dari data ISEAR. Data latih dan data uji (ISEAR) akan melalui beberapa tahapan meliputi tokenisasi, dan filtering (stopword removal), pada penelitian kali ini tidak menggunakan stemming dan hanya menggunakan stopwords removal[13]. Stopword removal meliputi articles (a, an, the), auxiliary verbs (be, am, is, are), prepositions (in, on, of, at), conjunctions (and, or, nor, when, while), pada penelitian kali ini juga

mendeteksi kata negatif dan positif, seperti misalnya “i do not Love you” menjadi “i do NOTLove you” dan sangat berbeda dengan “I Love you”, kata NotLove dan Love sangat berbeda. Kemudian setelah selesai proses tokenizing dan filtering akan dilakukan pembobotan dengan algoritma Pembobotan dari data latih dan data uji yang sudah di samakan kemudian akan dilakukan proses Klasifikasi Teks dan akan menghasilkan data emosi wajah. Secara garis besar untuk Algoritma Pembobotan dapat dijelaskan pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Algoritma Pembobotan Pada Klasifikasi Teks

Pada Gambar 3.3 merupakan alur dari pembobotan. Pembobotan digunakan untuk membobotkan kata sesuai dengan jumlah kata yang berada di dalam suatu dokumen setelah mengalami proses tokenizing dan penghapusan stopword. Setelah melalui pembobotan kata tahapan selanjutnya adalah menghitung probabilitas kata berdasarkan emosinya masing-masing dengan algoritma klasifikasi teks menggunakan Naive Bayes. Tahapan Algoritma Naive Bayes adalah sebagai berikut

Pada klasifikasi teks digunakan beberapa tahapan, tahapan-tahapannya adalah sebagai berikut

a. Learning

Pada tahap ini adalah proses untuk data latih. data latih adalah kumpulan dokumen yang sudah ditentukan nilai targetnya. Disebut juga sebagai data training, merupakan dokumen pembelajaran agar output hasil menemukan hasil yang tepat.

Pada tahap ini adalah merupakan pembelajaran untuk kumpulan dari vocabulary (kumpulan semua kata yang berbeda dan token lainnya yang muncul pada dokumen dari dokumen contoh). Berikut adalah algoritma dari proses learning untuk data training berupa data vocabulary

- Bentuk vocabulary dari hasil proses tokening dan stopwords removal dari dokumen contoh
- Untuk setiap kategori:
- Hitung $P(v_j)$
- Bentuk $Text_j$
- Hitung $P(W_k|v_j)$ untuk setiap kata w_k pada vocabulary

Rumus untuk mencari $p(v_j)$

$$p(v_j) = \frac{|docs_j|}{|examples|} \quad (3.1)$$

- $docs_j$ = subset dari examples yang target valuenya V_j
- $teks_j$ = dokumen hasil konkatenansi semua anggota $docs_j$
- $examples$ = banyaknya dokumen

Rumus untuk mencari $P(W_k|v_j)$

$$P(W_k | V_j) = \frac{|n_k+1|}{n+|vocabulary|} \quad (3.2)$$

- n_k = frekuensi kemunculan w_k pada $Teks_j$
- n = jumlah kata pada $teks_j$

b. Klasifikasi

Proses klasifikasi pada naïve bayes ini merupakan nilai target yaitu mengembalikan estimasi nilai target untuk dokumen Doc. Algoritma untuk proses klasifikasi adalah sebagai berikut :

3.4 Klasifikasi Fitur Titik Wajah

Sebelum menginjak klasifikasi titik fitur wajah, tangkapan wajah juga memiliki algoritma tersendiri dengan menggunakan algoritma face tracking di Open Framework menghasilkan suatu inputan gambar 2D. Input dari face tracking tersebut adalah gambar 2D. Setelah itu hasil tangkapan wajah akan dinormalisasi

Maka rumus normalisasi adalah sebagai berikut

- Mendapatkan pinggiran wajahnya sehingga sekecil apapun fotonya dapat dipotong hanya terlihat wajahnya saja
- Kemudian memperbesar ukuran semua gambar supaya sama sebesar 709x709.

Untuk lebih jelasnya algoritma face tracking akan dijelaskan pada gambar bagan 3.5.



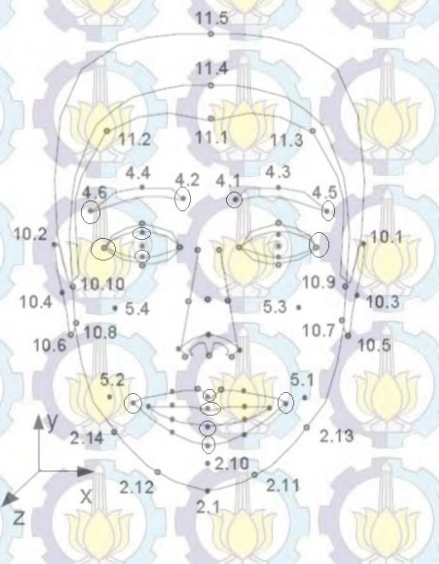
Gambar 3.5 Flowchart dari Algoritma Face Tracking

Untuk mengenali ekspresi dari gambar, akan digunakan beberapa sample data training yang mengidentifikasi 5 macam emosi ; senang, sedih, marah, normal, jijik dari data IFFE dan JAFFE. Dari hasil data training tersebut akan dilakukan perhitungan jarak lebar mulut mata dan alis saat mengalami perubahan emosi.

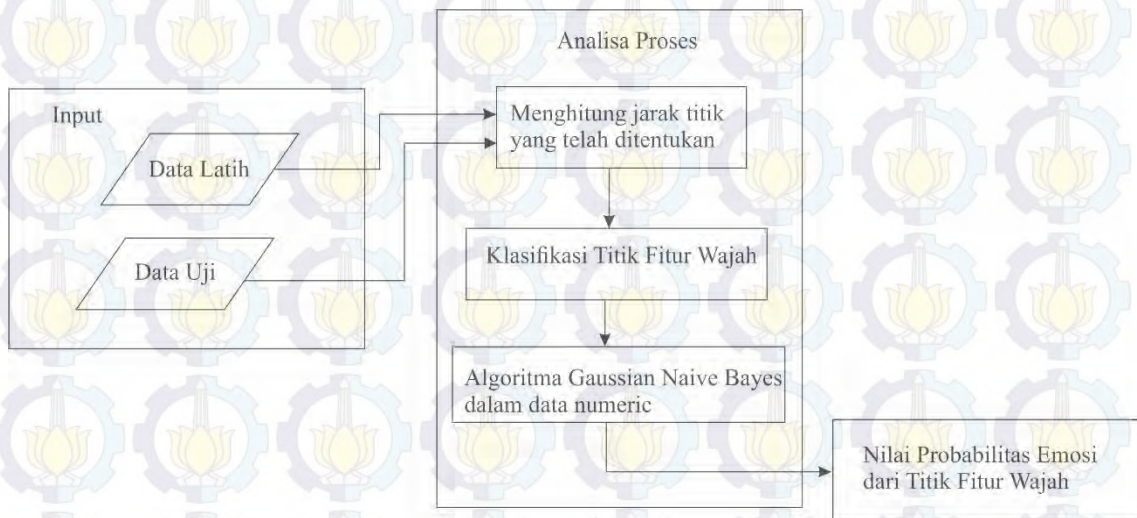
Titik-titik yang dihitung diantaranya adalah :

- Jarak diantara 2 mata
- Jarak diantara 2 alis
- Jarak diantara mata dan alis pinggir kanan
- Jarak diantara mata dan alis pinggir kiri
- Jarak diantara mata dan alis tengah
- Jarak diantara mulut dan hidung
- Tinggi dari mata kiri
- Tinggi dari mata kanan
- Tinggi dari mulut
- Lebar mulut

Seperti yang digambarkan pada gambar 3.6 merupakan titik-titik yang dihitung pada klasifikasi titik fitur wajah. Pada aplikasi ini akan digunakan gambar 2D, jadi sumbu yang dipakai hanya sumbu x dan sumbu y saja. Gambar Flowchart ditunjukkan pada Gambar 3.7.



Gambar 3.6 Merupakan titik acuan yang berasal dari FAPs MPEG4, maka dalam sistem ini akan diambil titik acuan yang berada di alis mata dan mulut.



Gambar 3.7 Bagan Algoritma Klasifikasi fitur titik wajah

Pada Gambar 3.7 merupakan bagan algoritma klasifikasi titik fitur wajah dengan menggunakan metode Gaussian Naive Bayes dalam data numeric, sama halnya dengan gaussian naive bayes pada text hanya saja kalau dengan data numeric probabilitas dihitung dengan mean dan standart deviasi.

3.5 Penggabungan 3 Klasifikasi Teks, Emoticon dan Face

Setiap emosi dan setiap klasifikasi memiliki probabilitas yang berbeda dan membentuk suatu matriks baru, seperti yang terlihat pada tabel 3.1.

Tabel 3.1 Tabel Nilai Matriks Probabilitas Setiap Emosi dari Klasifikasi Teks, Emoticon dan Titik Fitur Wajah

	Klasifikasi Teks	Klasifikasi Emoticon	Klasifikasi Titik Fitur Wajah
	T (nilai probabilitas)	E (nilai probabilitas)	W (nilai probabilitas)
Marah	PM_T	PM_E	PM_W
Jijik	PJ_T	PJ_E	PJ_W
Takut	PT_T	PT_E	PT_W
Senang	$PSen_T$	$PSen_E$	$PSen_W$
Sedih	$PSed_T$	$PSed_E$	$PSed_W$

Maka Rumus Matriks adalah dapat dilihat pada rumus 3.5 :

$$M = W_T * \begin{bmatrix} PMT \\ PJT \\ PTT \\ PSenT \\ PSenT \end{bmatrix} + W_E * \begin{bmatrix} PME \\ PJE \\ PTE \\ PSenE \\ PSedE \end{bmatrix} + W_f * \begin{bmatrix} PMW \\ PJW \\ PTW \\ PSenW \\ PSedW \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

Untuk mendapatkan emosi yang tepat dari hasil gabungan 3 klasifikasi yang terdiri dari teks, emoticon dan jarak titik-titik wajah adalah dengan proses perhitungan gabungan. Hasil dari masing-masing klasifikasi adalah berupa probabilitas matrik emosi. Untuk menentukan emosi yang tepat adalah dengan menjumlahkan masing-masing hasil matriks emosi dengan bobotnya masing-masing. Jumlah bobot jika dijumlahkan harus sama dengan 1. Nilai pembobotan akan diproses secara otomatis yaitu dengan metode Clustering.

Rumus pembobotan dari gabungan hasil klasifikasi dapat dilihat pada rumus 3.6

$$Hasil_{emosi} = W_t V_T + W_e V_e + W_f V_f \quad (3.6)$$

3.5.1 Penentuan Variabel Kluster

Pada penelitian kali ini, masukan user terdiri dari masukan teks, titik fitur wajah user yang diambil dari gambar 2D dan masukan emoticon user. Pada subbab ini akan menjelaskan bagaimana tahapan untuk mendapatkan bobot secara otomatis di setiap klasifikasi, untuk itu kita harus mendapatkan variabel-variabel apa saja yang akan di cluster dan di kelaskan ke dalam bobot yang sudah ditentukan. Pada setiap klasifikasi memiliki emosi sebanyak 5 yang terdiri dari emosi marah, jijik, takut, senang dan sedih. Untuk mendapatkan nilai probabilitas di masing-masing emosi tersebut pada klasifikasi teks dan wajah dengan menggunakan metode naive bayes dan untuk klasifikasi emoticon nilai probabilitas didapatkan dari masukan pengguna dan dihitung secara manual, oleh sebab itu untuk mendapatkan bobot otomatis ini klasifikasi emoticon hanyalah sebagai pembanding dari klasifikasi teks dan wajah.

Dengan menggunakan prinsip itu maka digunakan sebuah cara untuk mendapatkan variabel yang nantinya akan di clusterkan dan membentuk kelas bobot, cara tersebut adalah menghitung jarak masing-masing emosi antara klasifikasi emoticon dengan klasifikasi teks dan menghitung jarak masing-masing emosi antara klasifikasi emoticon dengan klasifikasi wajah. Untuk menghitung jarak tersebut maka digunakan perumusan euclidian distance yaitu perhitungan jarak antara 2 titik antara klasifikasi emoticon dengan teks dan klasifikasi emoticon dengan wajah, masing-masing klasifikasi memiliki 5 sumbu koordinat meliputi koordint sumbumarah, jijik, takut, senang dan sedih, maka rumus untuk menghitung jarak klasifikasi Emoticon dengan klasifikasi Teks dapat dilihat pada rumus 3.7.

$$JTE^2 = PM^2 + PJ^2 + PT^2 PSen^2 + PSed^2 \quad (3.7)$$

Pada rumus 3.7 ini yang dicari adalah jarak 2 titik klasifikasi emoticon dengan teks di masing-masing emosi marah, takut, jijik, senang dan sedih, maka rumus Jarak TE menjadi

$$JTE = \sqrt{(PME - PMT)^2 + (PJE - PJT)^2 + \dots + (PSedE - PSedT)^2} \quad (3.7.1)$$

Kemudian jarak kedua yang harus dicari adalah Jarak WE² yaitu jarak matriks antara klasifikasi Wajah dengan klasifikasi emoticon,

$$JWE^2 = PM^2 + PJ^2 + PT^2 + PSen^2 + PSed^2 \quad (3.8)$$

Pada rumus 3.8 ini yang dicari adalah jarak 2 titik klasifikasi emoticon dengan wajah di masing-masing emosi marah, takut, jijik, senang dan sedih, maka rumus Jarak WE menjadi

$$JWE = \sqrt{(PME - PMW)^2 + (PJE - PJW)^2 + \dots + (PSedE - PSedW)^2} \quad (3.8.1)$$

Dari kedua rumus jarak tersebut diperoleh 2 variabel J_{TE} sebagai variabel x dan J_{WE} sebagai variabel y yang akan menjadi sebuah data baru untuk data pengelompokan bobot.

3.5.2 Penentuan Jumlah Kelompok Bobot

Untuk mendapatkan jumlah kluster yang terbaik (nilai K) maka dilakukan pengujian nilai varian yang terdiri dari

1. varian (rata-rata) diantara setiap kluster,

$$SSB = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k n_i (\bar{d}_i - \bar{d})^2 \quad (3.9)$$

2. Varian (rata-rata) setiap data di dalam setiap klusternya,

$$SSW = \frac{1}{N-k} \sum_{i=1}^k (n_i - 1) \cdot v_i^2 \quad (3.10)$$

Jumlah kelompok bobot (nilai k) yang memiliki cluster terbaik akan ditentukan dari hasil clustering analisis yang dicari dari nilai minimum (V) Ratio perbandingan SSB (Sum of Square Between Cluster) dan SSW (Sum of Square Within Cluster), banyak k yang diuji adalah k=3 dan k=6, dengan k=3 meliputi kelompok bobot teks, bobot wajah dan emoticon dan k= 6 meliputi kelompok bobot teks, bobot emoticon, bobot wajah, bobot TW (Teks dan Wajah), bobot TE (Teks dan Emoticon) dan bobot WE (Wajah dan Emoticon).

$$\min(V) = \frac{SSW}{SSB} \text{ atau } \max(V) = \frac{SSB}{SSW} \quad (3.11)$$



Gambar 3.8 Flowchart Mencari Jumlah Kelompok Bobot

Gambar 3.8 merupakan flowchart untuk mendapatkan jumlah kelompok K untuk proses clustering, jumlah kelompok k yang akan diuji adalah k=3 dan k=6 dengan pengujian dataset sebanyak 25 dataset dan 130 dataset. Jumlah k yang digunakan berbeda-beda setiap dataset tergantung pada nilai perbandingan varian SSB dan SSW (nilai minimal atau nilai maksimal dari perbandingan SSB dan SSW).

3.5.3 Penentuan Nilai Bobot Otomatis dengan Proses Pengklusteran

Penentuan nilai bobot otomatis adalah hasil proses klustering dengan menggunakan jumlah kelompok k yang terpilih kemudian setelah proses kluster didapat dan setiap data mengelompok kedalam kelompok cluster tertentu dan didapat jumlah data di masing-masing kelompok kluster. Dari jumlah data tersebut disubstitusi ke dalam kemungkinan kombinasi yang telah ditentukan dengan hasil faktorial dari k terpilih.

Misal nilai k terbaik hasil dari perbandingan SSB dan SSW adalah k=3, maka:

Data total = 30

Cluster = 3

Cluster	Jumlah data
0	5
1	10
2	15

Maka nilai bobot (W) didapat dari 3 kombinasi ($3! = 6$) kemungkinan

Kemungkinan meliputi :

- C0 = bobot teks, C1 = bobot wajah, C2 = bobot emoticon
- C0 = bobot teks, C1 = bobot emoticon, C2 = bobot wajah
- C0 = bobot wajah, C1 = bobot teks, C2 = bobot emoticon
- C0 = bobot wajah, C1 = bobot emoticon, C2 = bobot teks
- C0 = bobot emoticon, C1 = bobot teks, C2 = bobot wajah
- C0 = bobot emoticon, C1 = bobot wajah, C2 = bobot teks

Maka nilai bobot (W) juga mengikuti kemungkinan yang terjadi, jumlah data tiap cluster menjadi nilai bobot (W) yang akan dinormalisasi.

Nilai bobot cluster0 = $5 / 30 = 0.17$

Nilai bobot cluster1 = $10 / 30 = 0.33$

Nilai bobot cluster2 = $15 / 30 = 0.5$

Maka rumus normalisasi adalah :

$$N = \frac{\sum ci}{\sum n} \quad (3.12)$$

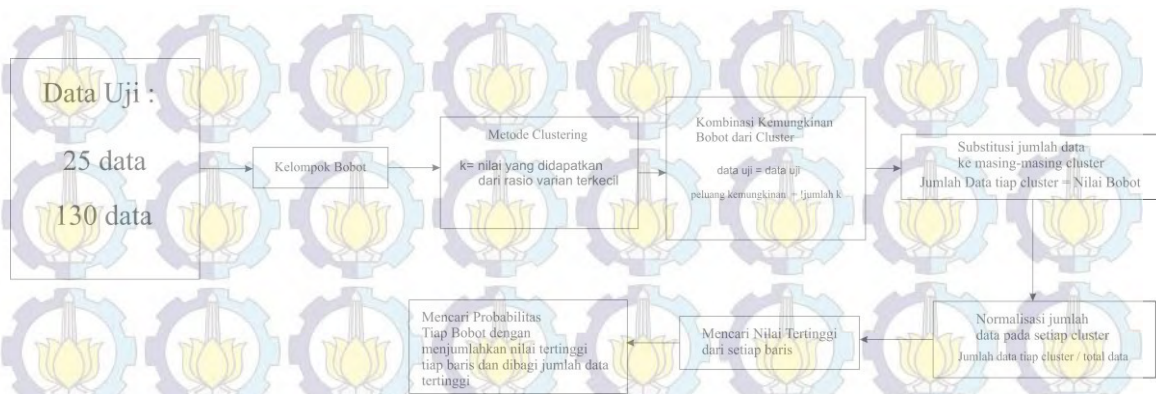
Ci = jumlah data tiap cluster

N = jumlah data seluruhnya

Maka kombinasi peluang nilai bobot adalah,

- $W_t = 0.17, W_w = 0.33, W_e = 0.5$
- $W_t = 0.17, W_e = 0.33, W_w = 0.5$
- $W_w = 0.17, W_t = 0.33, W_e = 0.5$
- $W_w = 0.17, W_e = 0.33, W_t = 0.5$
- $W_e = 0.17, W_t = 0.33, W_w = 0.5$
- $W_e = 0.17, W_w = 0.33, W_t = 0.5$

Hasil peluang kombinasi bobot akan disubstitusikan kembali ke dataset dengan penormalisasian terhadap jumlah dari W_t, W_w dan W_e pada masing-masing nilai bobot W_t, W_e dan W_w dari setiap baris kombinasi bobot.



Gambar 3.9 Flowchart Mendapatkan Nilai Bobot Otomatis dengan Proses Pengklusteran

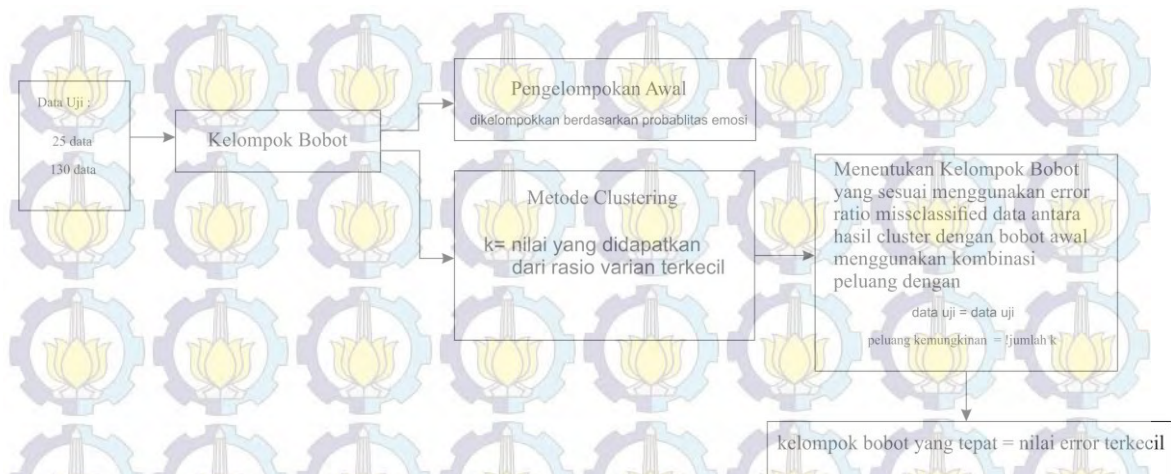
Gambar 3.9 merupakan bagan flowchart untuk mendapatkan nilai bobot otomatis untuk tiap dataset uji. Nilai bobot otomatis adalah nilai bobot yang terdapat di masing-masing klasifikasi, dengan menggunakan hasil substitusi dari data yang didapatkan tiap kluster ke dalam kelompok kemungkinan kombinasi dari hasil faktorial dari k dan mencari nilai tertinggi di setiap baris kombinasinya maka didapat jumlah nilai kelompok bobot yang sesuai.

3.5.4 Penentuan Kelompok Bobot Kluster dengan Proses Pengklusteran

Hasil pengklusteran mendapatkan kelompok kluster dan setiap kelompok kluster memiliki data. Pada tahap ini adalah menentukan kluster yang terbentuk akan dikelompokkan ke dalam jenis bobot teks, wajah atau emoticon jika kelompok k yang digunakan berjumlah 3 dan kelompok kluster yang terbentuk akan dikelompokkan ke dalam jenis kelompok bobot teks, wajah, emoticon, TW, TE, WE jika kelompok k yang digunakan berjumlah 6.

Pada proses ini juga menggunakan kombinasi peluang dari jumlah kelompok k . Jika $k=3$ maka kombinasi kelompok berjumlah 6 karena faktorial dari 3 ($!3 = 6$) dan jika $k=6$ maka kombinasi kelompok berjumlah 720 karena $!6 = 720$.

Hasil error ratio terkecil dari misklasifikasi hasil proses kluster dengan kelompok bobot awal yang didapatkan dari hasil probabilitas tertinggi akan dijadikan kelompok bobot dari masing-masing kluster yang terbentuk.



Gambar 3.10 Flowchart Menentukan Kelompok Bobot dari Hasil Pengklusteran

Gambar 3.10 merupakan bagan flowchart untuk menentukan kelompok bobot dari hasil kluster. Hasil kelompok bobot yang tepat pada kluster yang terbentuk didapat dari nilai error ratio terkecil hasil misklasifikasi.

3.6 Mendapatkan Emosi Warna Wajah

Pada penelitian kali ini output dari karakter 3D adalah pergerakan ekspresi warna wajah. Dalam penelitian ini akan menggunakan pencampuran warna LAB dari hasil konversi warna RGB.

Untuk Mendapatkan warna Emosi adalah dari hasil dari gabungan 3 klasifikasi dengan bobot yang telah ditentukan dari rumus pembobotan otomatis dengan menggunakan metode Clustering. Maka rumus adalah dapat dilihat pada rumus 3.13.

$$Hasil_{emosi} = W_t V_T + W_e V_e + W_f V_f \quad (3.13)$$

Maka pencampuran warna RGB merupakan warna pencampuran dari tiap kelas emosi yang terbentuk. Pada tabel 3.2 adalah tabel range warna yang terbentuk dari masing-masing emosi.

Tabel 3.2 Tabel Komposisi Warna dan Emosi

	Red	Green	Blue	Warna
Marah	1	0	0	Merah
Takut	0	1	0	Hijau
Sedih	0	0	1	Biru
Senang	1	1	0	Kuning
Jijik	1	0	1	Ungu

Maka Rumus pencampuran warna adalah dapat dilihat pada rumus 3.14 :

$$Hasil_{pw} = \sum_i Hasil_{ei} * (R, G, B) \quad (3.14)$$

Penjelasan dari rumus (3.10):

Hasil_{pw} = Hasil Pencampuran Warna,

Hasil_{ei}= Hasil Emosi ke i

Setelah didapatkan nilai dari rumus 3.14 di masing-masing emosi maka langkah selanjutnya adalah mengkonversi hasil pencampuran warna (Hasil_{pw}) ke dalam warna L*a*b* untuk mengetahui tingkat keputihan dan kegelapan warna yang dapat mempengaruhi suatu emosi dan dapat mengetahui warna terdekat pada roda warna plutchik.

3.7 Mendapatkan Jarak Emosi Terdekat Roda Warna Plutchik

Pada perputaran roda Plutchik terdapat 5 macam emosi primer dan sekunder dan disetiap emosi primer terdiri dari 3 macam emosi tersier tergantung pada kecerahan dan kegelapan pada emosi primer dan sekunder tersebut. Maka jika dijumlahkan, emosi plutchik terdiri dari 15 macam emosi. Pada Tabel 3.3 merupakan tabel macam-macam emosi pada roda plutchik

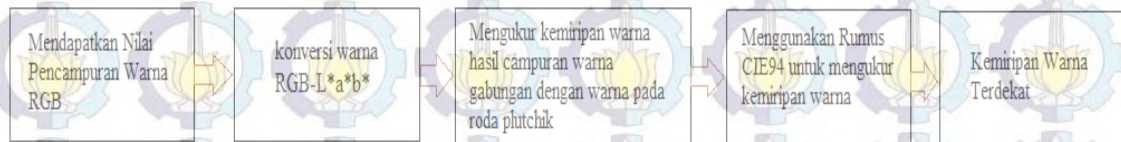
Tabel 3.3 Nama-Nama dan Nilai Ruang Warna LAB Emosi Pada Roda Plutchik

Warna	Warna Emosi					
	Primer		Cerah		Gelap	
	Nama Emosi	Nilai Warna Lab / RGB	Nama Emosi	Nilai Warna Lab / RGB	Nama Emosi	Nilai Warna Lab / RGB
Kuning	Senang	97,-21,94	Tenang	98,-11,36	Suka Cita	90,-18,69
		255,255,0		255,255,178		232,232,83
Hijau	Takut	53,-57,55	Khawatir	74,-30,23	Terror	63,-66,63
		0,147,0		139,196,139		0,178,0
Biru	Sedih	45,53,-86	Merenung	63,29,-57	Depresi	24,65,-89
		81,81,255		140,140,255		0,0,198
Ungu	Jijik	66,83,-52	Bosan	86,29,-20	Benci	52,88,-55
		255,84,255		255,198,255		221,0,221
Merah	Marah	53,80,67	Jengkel	71,43,19	Murka	44,69,58
		255,0,0		255,140,140		211,0,0

Tabel 3.3 merupakan Tabel nama-nama pada roda emosi plutchik dan Nilai Ruang warna untuk baris atas merupakan nilai warna ruang L*a*b* dan baris bawah merupakan ruang

warna RGB yang didapat dari pemetaan gambar warna roda plutchik dengan bantuan software deteksi warna GIMP dan color detector.

Dengan menggunakan warna $L^*a^*b^*$ yang didapat dari roda warna plutchik tersebut, maka nilai $L^*a^*b^*$ yang didapat dari hasil gabungan klasifikasi teks, emoticon dan wajah tersebut akan dicari kesamaan warnanya dengan nilai $L^*a^*b^*$ dari roda warna tersebut, dengan menggunakan rumus Color Similarity Measure Distance dan rumus ΔE_{94} merupakan rumus untuk mencari jarak terdekat dan kesamaan warna antara nilai $L^*a^*b^*$ dari roda warna Plutchik dan Hasil Nilai $L^*a^*b^*$ gabungan yang didapatkan dari klasifikasi teks, emoticon dan wajah.



Gambar 3.11 Bagan Diagram Memperoleh Hasil Warna Terdekat dari Roda Warna Plutchik

Gambar 3.11 merupakan diagram alur proses mendapatkan pencampuran nilai RGB sampai dengan mengukur jarak kemiripan warna dengan menggunakan rumus euclidian distance dengan menggunakan rumus CIE94, CIE94 digunakan untuk mengukur jarak untuk $L^*a^*b^*$, Jarak berbentuk silindrik (dilambangkan dengan D_{cyl}) digunakan untuk ruang berbentuk silindrik dan kerucut seperti HSL, LAB dan $L^*C^*H^*$.

3.7.1. Konversi Warna RGB ke Ruang Warna $L^*a^*b^*$

Untuk konversi ruang warna RGB ke Lab, terdapat 2 tahapan proses adalah sebagai berikut:

1. Konversikan ruang warna RGB ke XYZ
2. Kemudian setelah konversi RGB ke XYZ dilanjutkan dengan mengkonversikan ruang warna XYZ ke $L^*a^*b^*$

Untuk tahapan proses konversi warna RGB ke XYZ menggunakan RGB working space matrik sRGB yang merupakan standart ruang warna RGB, dan rumus dari tahapan proses konversi RGB ke XYZ dapat dilihat pada rumus 3.15 – 3.22

Lakukan konversi RGB ke rgb,

$$r = \frac{R}{255}, g = \frac{G}{255}, b = \frac{B}{255} \quad (3.15)$$

$$r = \begin{cases} \left(\frac{(r+0.0055)}{1.05} \right)^{2.4} & \text{if } r > 0.04045 \\ \frac{r}{12.92} & \text{if } r \leq 0.04045 \end{cases} \quad (3.16)$$

$$g = \begin{cases} \left(\frac{(g+0.0055)}{1.05} \right)^{2.4} & \text{if } g > 0.04045 \\ \frac{g}{12.92} & \text{if } g \leq 0.04045 \end{cases} \quad (3.17)$$

$$b = \begin{cases} \left(\frac{(b+0.0055)}{1.05} \right)^{2.4} & \text{if } b > 0.04045 \\ \frac{b}{12.92} & \text{if } b \leq 0.04045 \end{cases} \quad (3.18)$$

$$r = r * 100, g = g * 100, b = b * 100 \quad (3.19)$$

Maka rumus XYZ menjadi (jika menggunakan sRGB (D65))

$$X = r * 0.4124 + g * 0.3576 + b * 0.1805 \quad (3.20)$$

$$Y = r * 0.2126 + g * 0.7152 + b * 0.0722 \quad (3.21)$$

$$Z = r * 0.0193 + g * 0.1192 + b * 0.9505 \quad (3.22)$$

Setelah mengkonversikan RGB ke XYZ langkah selanjutnya adalah konversi dari XYZ ke L*a*b*, maka prosesnya dapat dilihat pada rumus 3.23-3.29

Terlebih dahulu rubah XYZ ke dalam xyz dengan masing-masing referensi

$$\text{ref}_x = 95.047, \text{ref}_y = 100, \text{ref}_z = 108.883$$

$$x = \frac{X}{\text{ref}_x}, y = \frac{Y}{\text{ref}_y}, z = \frac{Z}{\text{ref}_z} \quad (3.23)$$

$$x = \begin{cases} x^{\frac{1}{3}} & \text{if } x > 0.008856 \\ (7.787 * x) + \left(\frac{16}{116} \right) & \text{if } x \leq 0.008856 \end{cases} \quad (3.24)$$

$$y = \begin{cases} y^{\frac{1}{3}} & \text{if } y > 0.008856 \\ (7.787 * y) + \left(\frac{16}{116} \right) & \text{if } y \leq 0.008856 \end{cases} \quad (3.25)$$

$$z = \begin{cases} z^{\frac{1}{3}} & \text{if } z > 0.008856 \\ (7.787 * z) + \left(\frac{16}{116} \right) & \text{if } z \leq 0.008856 \end{cases} \quad (3.26)$$

Maka rumus L*a*b* menjadi,

$$L^* = (116 * y) - 16 \quad (3.27)$$

$$a^* = 500 * (x - y) \quad (3.28)$$

$$b^* = 200 * (y - z) \quad (3.29)$$

3.7.2. Mengukur Jarak Kemiripan Warna

CIE94 atau ΔE_{94} merupakan rumus pengukuran jarak kemiripan warna untuk ruang warna LCH, LAB dan HSL yang beebentuk silindrik, dapat dilihat pada rumus 3.30

$$\Delta E_{94} = \sqrt{\left(\frac{\Delta L^*}{KLSL}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C^*}{K CSC}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H^*}{KHSH}\right)^2} \quad (3.30)$$

Dimana,

$$\Delta L = L1 - L2$$

$$C1 = \sqrt{a1^2 + b1^2}$$

$$C2 = \sqrt{a2^2 + b2^2}$$

$$\Delta C = C1 - C2$$

$$\Delta Hab = \sqrt{\Delta a^2 + \Delta b^2 - \Delta C}$$

$$\Delta a = a1 - a2$$

$$\Delta b = b1 - b2$$

$$SL = 1$$

$$SC = 1 + K_1 C_1$$

$$SH = 1 + K_2 C_2$$

$$KL=KC=KH=1,$$




$$K_1 = 0.045, K_2 = 0.015 \text{ (graphics art)}$$

3.8 Pergerakan Ekspresi Wajah Pada Karakter 3D








Untuk pergerakan ekspresi wajah karakter 3D ini adalah untuk menunjang warna emosi yang didapatkan dari pencampuran RGB, untuk memperjelas gabungan emosi yang terbentuk.

untuk menggerakkan ekspresi wajah ini akan digunakan matriks vector probabilitas emosi gabungan, dengan menggunakan fitur blendshape key dari blender dan unity. Karakter yang dipakai adalah karakter 3D yang menyerupai seekor panda. Terdapat 16 shape key yang terdapat pada karakter 3D panda pada penelitian ini yaitu dapat dilihat pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Tabel 16 Pergerakan Shape Key

#	Pergerakan Animasi	Keterangan	Gambar
1	Normal	Pose Normal	
2	Rahang Bawah (JawDown)	Dapat bergerak dari keadaan normal turun ke bawah	
3	Rahang Kiri (JawLeft)	Dapat bergerak dari keadaan normal ke arah kanan	
4	Rahang Kanan (JawRight)	Dapat bergerak dari keadaan normal ke arah kiri	
5	Rahang Menganjur (JawJut)	Dapat bergerak dari keadaan normal ke arah bawah	
6	Smile	Mulut terbuka lebar (kanan dan kiri)	
7	Mengerut	Wajah Mengerut ditandai oleh mulut yang mengerucut	
8	Bibir atas ke atas	Bibir atas dari keadaan normal menuju ke arah atas	
9	Bibir bawah ke bawah	Bibir bawah dari keadaan normal menuju ke arah bawah	

Lanjutan Tabel 3.4 Tabel 16 Pergerakan *Shape Key*

#	Pergerakan Animasi	Keterangan	Gambar
10	Bersiul	Bibir atas dan bawah sama-sama mengerut ke arah depan (mengespresikan gaya bersiul)	
11	Menggeram	Wajah Mengekprsikan emosi menggeram (mulut jijik).	
12	Tutup mata atas	Tutup mata atas dari keadaan normal menuju ke arah bawah atau menutup	
13	Tutup mata bawah	Tutup mata bawah dari keadaan normal menuju ke arah atas atau menutup	
14	Alis Mata Marah	Alis Mata menunjukkan ekspresi marah (Alis bagian dalam ditarik ke bawah)	
15	Alis mata sedih	Alis Mata menunjukkan ekspresi sedih (Alis bagian dalam ditarik ke atas)	
16	Alis Mata dalam	Alis Mata dalam melengkung ke atas	

Lanjutan **Tabel 3.4** Tabel 16 Pergerakan Shape Key

#	Pergerakan Animasi	Keterangan	Gambar
17	Pipi melembung	Pipi melembung ke arah luar	

Dari Tabel 3.4 akan dilakukan query shape key untuk mengekspresikan suatu emosi yang dapat menunjang warna, rentang nilai jarak antara normal ke animasi yang diinginkan adalah 1-100, jadi dari nilai probabilitas masing-masing emosi dapat di ubah menjadi kisaran prosentase yang dapat mewakili setiap nilai emosi yang diinginkan.

Dengan menggabungkan pergerakan shape key dari Tabel 3.4 dapat membentuk sebuah ekspresi 5 emosi wajah, dapat dilihat pada Tabel 3.5

Tabel 3.5 Query Shape Key Membentuk Ekpresi Emosi

#	Nama Ekspresi	Deskripsi	Query Shape Key (No)
1	Senang	Alis santai. Mulut terbuka dan sudut-sudut mulut ditarik kembali ke telinga.	2,6,8
2	Sedih	Alis dalam melengkung ke atas. Mata sedikit tertutup. Mulut santai.	2,7,12,13,15
3	Marah	Alis bagian dalam ditarik ke bawah dan bersama-sama. Mata terbuka lebar. Bibir yang ditekan terhadap satu sama lain atau membuka untuk mengekspos gigi.	2,8,9,14,16
4	Takut	Alis dibangkitkan dan ditarik bersama-sama. Alis dalam melengkung ke atas. Mata yang tegang dan waspada.	2,8,15,16
5	Jijik	Alis dan kelopak mata yang santai. Bibir atas dinaikkan dan meringkuk, sering asimetris.	2,8,11



Gambar 3.12 Ekspresi Emosi Wajah Pada Karakter 3D Panda

Gambar 3.12 merupakan bentuk query dari Tabel 3.6, dari query shape key membentuk suatu ekspresi wajah yang dapat menunjang ekspresi emosi dengan warna. Pada Gambar 3.9 merupakan emosi wajah yang bernilai 1, maksudnya adalah emosi yang benar-benar menunjukkan emosi marah, jijik, takut, senang atau sedih (dengan nilai probabilitas 1 di setiap emosi nya tanpa ada pencampuran emosi lain), rentang nilai pada shape key merupakan nilai prosentase probabilitas di masing-masing emosi gabungan.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pendahuluan

Pada bab ini akan dijelaskan untuk uji coba dan analisa sistem yang telah dibuat pada penelitian ini. Maksud dan tujuan pada bab ini adalah menguji sejauh mana sistem yang dibuat pada penelitian kali ini dapat dikatakan akurat atau tidak.

Pada pengujian kali ini akan membahas tentang 6 sub bab pengujian, yang pertama adalah pendahuluan yaitu pada bab ini, pengujian kedua adalah pengujian lingkungan uji coba, pengujian yang ketiga adalah pengujian hasil teks klasifikasi oleh algoritma naive bayes dari hasil data ISEAR berbahasa Inggris yang telah dikelompokkan berdasarkan kata yang mengandung emosi masing-masing, untuk menghasilkan data training yang telah dipisah oleh algoritma pembobotan menggunakan aplikasi JAVA sedangkan untuk uji coba aplikasi dengan data contoh menggunakan platform unity berbahasa C#, kemudian pengujian yang keempat adalah pengujian klasifikasi emoticon yang berjalan di platform unity juga berbahasa C# dengan menggunakan metode scoring, dan pengujian kelima adalah membahas tentang hasil uji coba klasifikasi titik fitur wajah yang data training dan data sampelnya telah dibuat dan di rancang menggunakan open framework menggunakan bahasa C++ menggunakan gambar 2D, pada tahap klasifikasi titik fitur wajah ini menghitung jarak pada masing-masing titik yang telah ditentukan, dan proses perhitungan probabilitas pada klasifikasi titik fitur wajah ini menggunakan algoritma gaussian naive bayes menggunakan data numeric yang akan berjalan pada platform unity menggunakan bahasa C#. Dan pengujian yang keenam adalah pengujian pengelompokan bobot otomatis dan gabungan ketiga input teks, emoticon dan wajah dengan menggunakan 25 data uji dan 130 data uji.

Pada bab kali ini juga akan menguji sejauh mana sistem akan mendeteksi warna wajah hasil dari gabungan ketiga klasifikasi itu baik secara supervised atau unsupervised.

4.2 Lingkungan Uji Coba

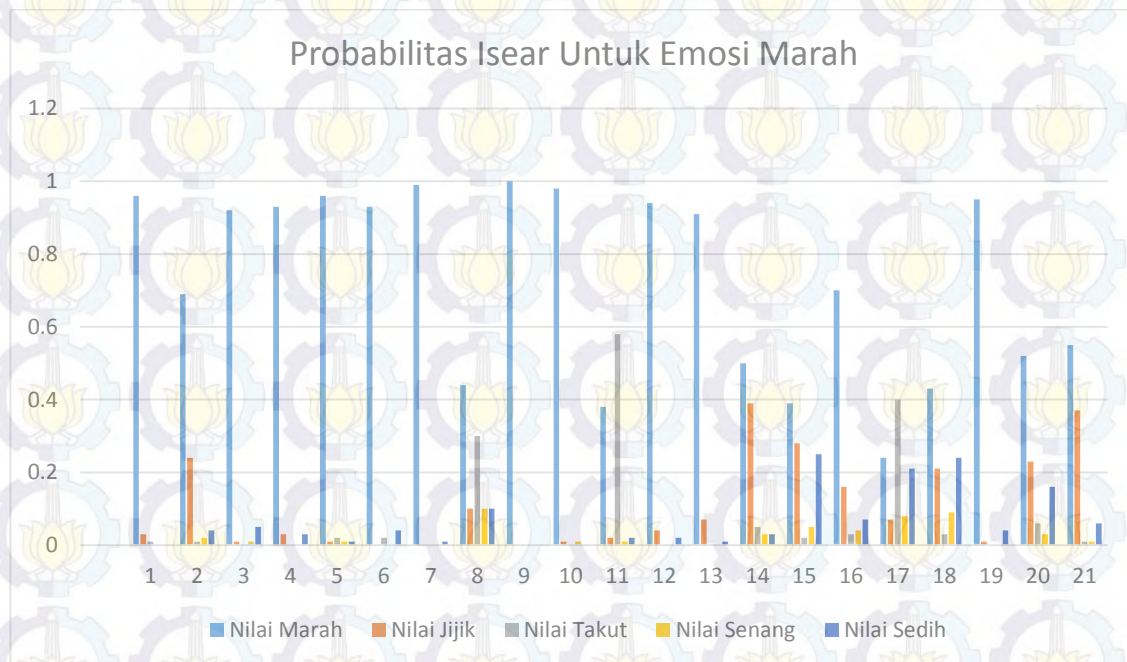
Pengujian sistem dilakukan dengan menjalankan perangkat lunak pada sebuah Personal Computer (PC) dengan spesifikasi tertentu. Adapun spesifikasi PC dan sistem operasi untuk proses pengujian ini dijelaskan pada Tabel 4.1

Tabel 4.1 Spesifikasi PC (Personal computer)

No	Deskripsi	Spesifikasi
1	CPU	Intel Core i5 CPU 3.00 GHz
2	RAM	4GB
3	Sistem Operasi	Microsoft Windows 8.1
4	Monitor	15"

4.3 Skenario Uji Coba Teks Klasifikasi

Pada point ini akan dilakukan uji coba untuk teks klasifikasi. uji coba teks klasifikasi menggunakan data ISEAR berbahasa Inggris, pengujian kali ini adalah pengujian kalimat ISEAR yang dengan 21 kalimat di setiap emosinya, emosi meliputi emosi marah, jijik, takut, senang dan sedih. Dapat dilihat pada gambar 4.1 untuk kalimat marah, gambar 4.2 untuk kalimat jijik, gambar 4.3 untuk kalimat takut, gambar 4.4 untuk kalimat senang dan gambar 4.5 untuk kalimat sedih.



Gambar 4.1 Diagram Batang untuk Analisa Kalimat Masukan User Emosi Marah

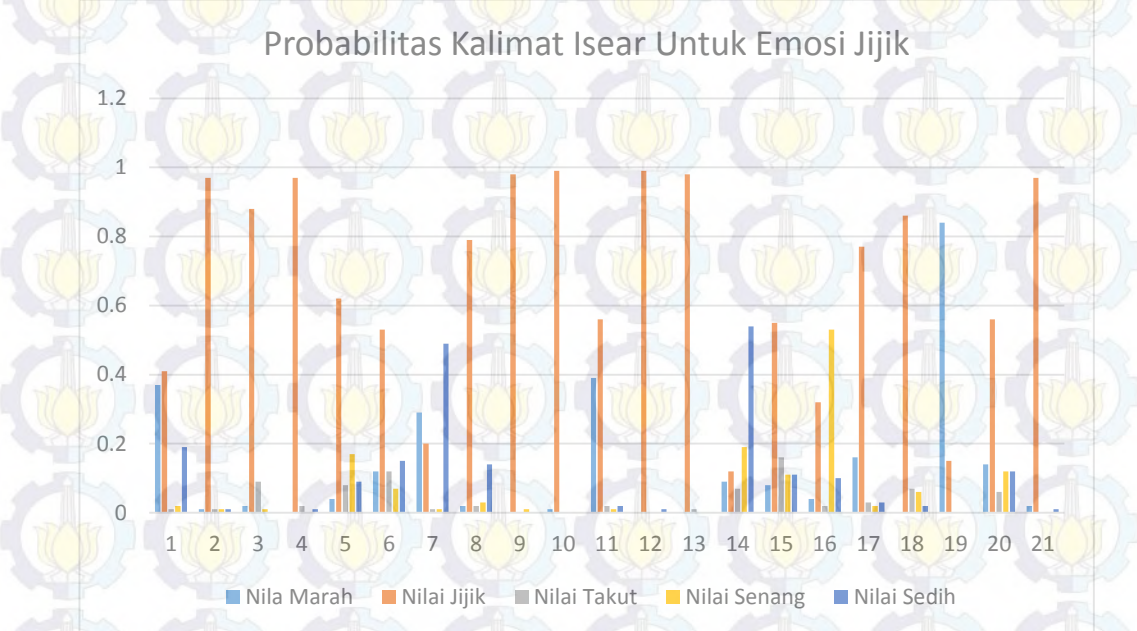
Pada gambar 4.1 merupakan data hasil uji coba kalimat dari data ISEAR kelas kalimat marah, sebanyak 21 kalimat dari 1096 data uji dengan kalimat sebagai berikut,

- When a boy tried to fool me so he would be OK trying to show me that he is a good boy

- I felt anger when I saw that I was being misled by my boyfriend, he went out with other girls. I felt anger for his falsity
- When my mother slapped me in the face, I felt anger at that moment
- Discussion with my mother about the way to educate my children. I felt anger against my mother
- When my sister took something that belonged to me without my permission
- When I was punished in school for no serious mistake of mine
- This also happened when I was very small. I was beaten up by my mother for no fault of mine, I had just beaten up my younger brother for what I thought was his fault. I was very angry with my mother
- When I was robbed in a bus.
- I was angry at a University tutorial when an ignorant loudmouth persisted in trying to dominate the conversation
- When I used to go to my chief asking about any doubt about the job and he didn't care, didn't answer me, leaving me speaking alone
- When they stole my dark blue tennis.
- I feel anger when things don't come out as I wish.
- I feel anger when somebody forbids me to do something.
- When someone lies to me. terdeteksi dengan pro
- A close person lied to me.
- When I was insulted by a man.
- A tailor ran away with my skirt.
- When boyfriend lied to me.
- I was angry when my boyfriend did not turn up as promised.
- When a little brother of mine damaged a cassette.
- When I felt being treated unjustly by a teacher.

Dari 21 kalimat tersebut pada diagram 4.1 dapat disimpulkan bahwa emosi marah disimbolkan dengan warna biru muda. Hasil analisa kalimat isear untuk emosi marah berdasarkan 21 data uji pada diagram 4.1 tidak semuanya menghasilkan emosi marah, ada beberapa kalimat yang nilai probabilitas tertinggi berada di emosi lain selain marah, seperti misalnya pada data ke 11 emosi takut yang diagram batangnya disimbolkan dengan warna abu-abu lebih tinggi dibandingkan dengan emosi lainnya itu tandanya nilai

probabilitas pada emosi takut lebih besar daripada emosi marah begitu pula dengan data ke 17 juga teridentifikasi dengan emosi takut.



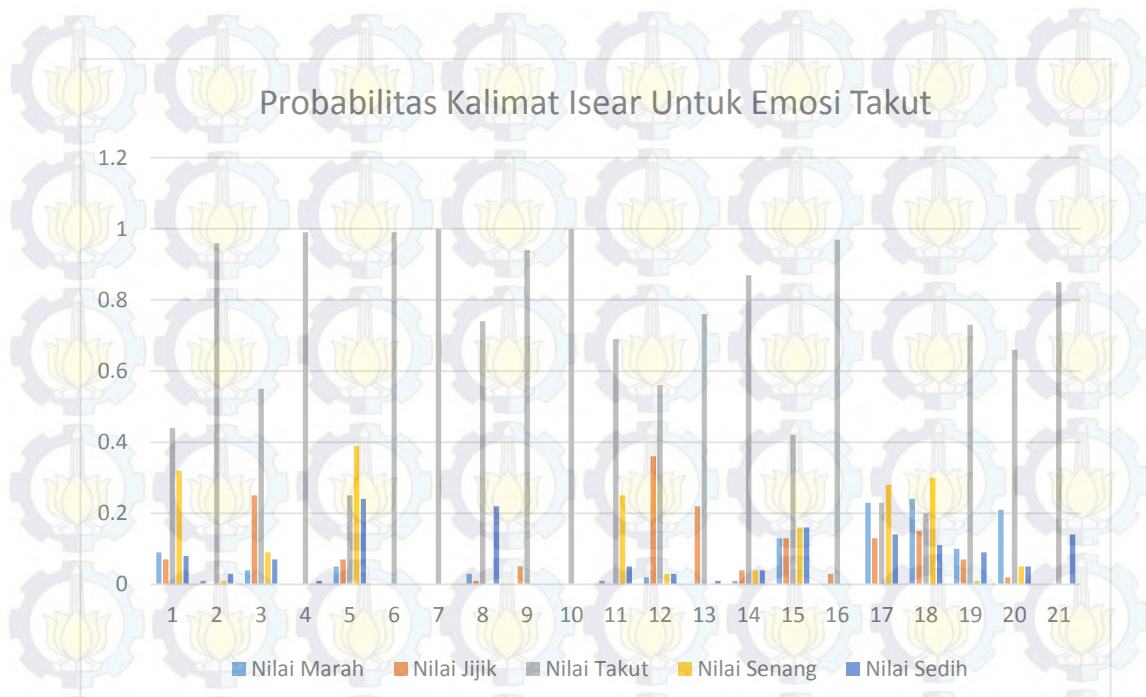
Gambar 4.2 Diagram Batang untuk Analisa Kalimat Masukan User Emosi Jijik

Pada gambar 4.2 merupakan data hasil uji coba kalimat dari data ISEAR kelas kalimat jijik, sebanyak 21 kalimat dari 1096 data uji dengan kalimat sebagai berikut,

- A man was unfair to a girlfriend of mine
- At an anti-pornography meeting, when samples from films and magazines were shown
- When I entered a toilet in a bar and it stank
- When a beggar approached me for money, I felt disgusted
- When I was getting so fat
- At the sight of an insect, such as the black-beetle
- When a friend of mine keeps telling me morbid things that happened to his dog
- When I read racist slogans on the walls
- Friends calling me fat - pear shaped in front of a nice girl
- From the cigarette smoke. Usually I feel disgust from it when I am in a restaurant
- My roommate messing up our room.

- I feel disgust at my neighbour, because she comes to our house with her child, who spoils our furniture.
- Disgust with drunk people.
- Deception from a person I loved very much.
- When a skunk invaded camp.
- Getting a low grade on my physics midterm.
- When my roommate forgets to flush the toilet.
- I met three drunk boys, almost children, they didn't look like normal people.
- When my friend who was drunk insulted me in public for no reason at all.
- Finding out some people had been talking about me at my back.
- I had intercourse with someone and then I realized that what I had done was wrong and it disgusted me.

Dari 21 kalimat tersebut pada diagram 4.2 dapat disimpulkan bahwa emosi jijik disimbolkan dengan warna orange. Hasil analisa kalimat isear untuk emosi jijik berdasarkan 21 data uji pada diagram 4.2 tidak semuanya menghasilkan emosi jijik, ada beberapa kalimat yang nilai probabilitas tertinggi berada di emosi lain selain jijik, seperti misalnya pada data ke 7 emosi sedih yang diagram batangnya disimbolkan dengan warna biru tua lebih tinggi dibandingkan dengan emosi lainnya itu tandanya nilai probabilitas pada emosi sedih lebih besar daripada emosi jijik, tidak hanya pada data 7 tetapi pada data ke 14 nilai probabilitas tertinggi berada pada emosi sedih yang disimbolkan warna biru tua, dan pada data ke 16 juga dihasilkan bukan emosi jijik melainkan emosi senang dengan probabilitas tertinggi yang disombolkan dengan warna kuning.



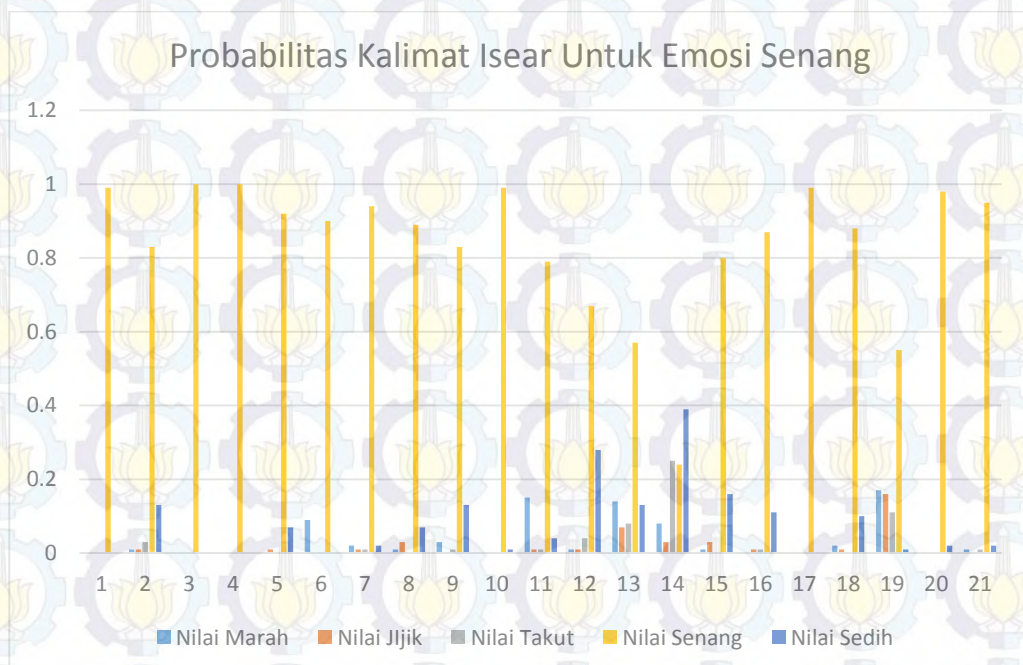
Gambar 4.3 Diagram Batang untuk Analisa Kalimat Masukan User Emosi Takut

Pada gambar 4.3 merupakan data hasil uji coba kalimat dari data ISEAR kelas kalimat takut, sebanyak 21 kalimat dari 1096 data uji dengan kalimat sebagai berikut,

- Every time I went home with my school report
- When I go out alone at night
- When I saw a ghost
- When I had to go through lonely streets in the middle of the night
- My sister had to undergo a very complicated operation, her eyesight was at stake.
- Car accident in the middle of the night
- I was afraid when my dog ran out through a crack in the fence when a train was coming
- When I was involved in a traffic accident
- When I was going home, I saw something which looked like a snake on the road but later I found out that it was only a stick
- We were walking in the park at night. It was very dark and very late. We began to hear foot steps all around us, and we could not find our way out
- I was afraid of a certain examination although I was relatively well prepared.
- When I saw a horror film.
- Watching a horror movie with friends.
- When I was jumped by three men in a deserted area.

- Before going to the dentist.
- When I whatched a horror film on a Friday 13th.
- Disappointment over a friend.
- I had worries about a certain illness.
- When I thought the house was on fire at night.
- When I come home late at night.
- At age 10 my foster grandmother died, I had a fear of dying.

Dari 21 kalimat tersebut pada diagram 4.3 dapat disimpulkan bahwa emosi takut disimbolkan dengan warna abu-abu. Hasil analisa kalimat isear untuk emosi takut berdasarkan 21 data uji pada diagram 4.3 tidak semuanya menghasilkan emosi takut, ada beberapa kalimat yang nilai probabilitas tertingginya berada di emosi lain selain takut, seperti misalnya pada data ke 5 emosi senang yang diagram batangnya disimbolkan dengan warna kuning lebih tinggi dibandingkan dengan emosi lainnya itu tandanya nilai probabilitas pada emosi senang lebih besar daripada emosi takut, tidak hanya pada data 5 tetapi pada data ke 17 nilai probabilitas tertinggi berada pada emosi senang, dan pada data ke 18 juga dihasilkan bukan emosi takut melainkan emosi marah dengan probabilitas tertingginya yang disombolkan dengan warna biru muda.



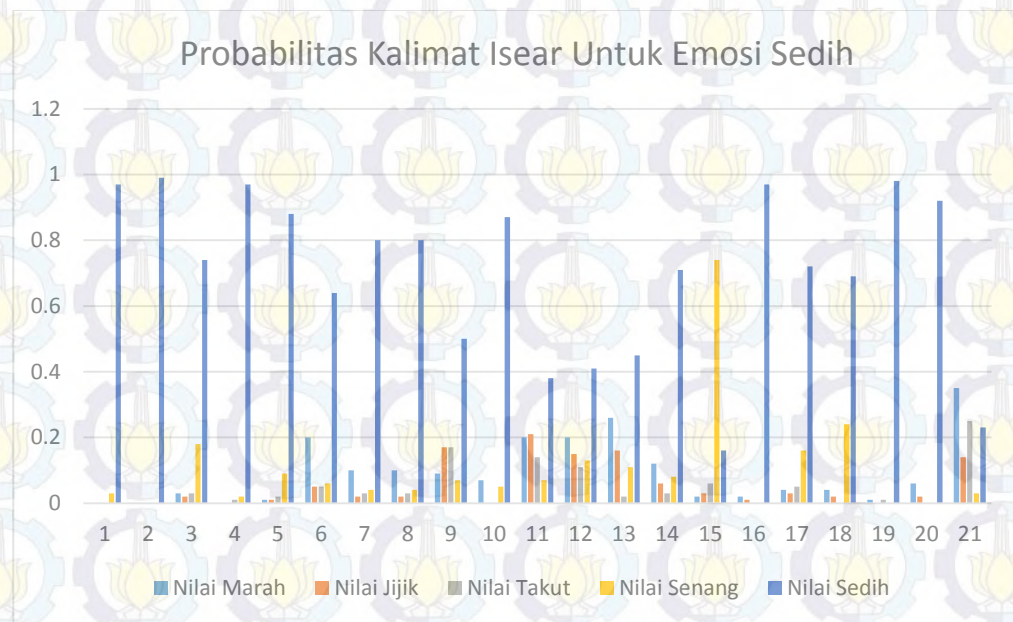
Gambar 4.4 Diagram Batang untuk Analisa Kalimat Masukan User Emosi Senang

Pada gambar 4.4 merupakan data hasil uji coba kalimat dari data ISEAR kelas kalimat senang, sebanyak 21 kalimat dari 1096 data uji dengan kalimat sebagai berikut,

- I experienced it when I was accepted at the Medical Higher Institute
- Having passed an exam
- On my 18th birthday I passed the driving-test. I was glad because I had had to study very much, because I had been lucky and because - as a proof that it was really difficult - not everybody had passed the test
- When I heard my name being announced on the radio that I had been successful in an interview for admittance for a medical Assistant training course. I was really happy and I enjoyed myself by dancing to music from the Radio cassette
- I received a letter from a distant friend
- Scoring a goal in football match
- One of my friends and I had breakfast in a restaurant. It was spontaneous and lots of fun
- I felt happy when I saw my brother at the bus depot after 3 months without seeing each other
- I unexpectedly got a present from my father
- I met again a very good friend whom I had not seen for a long time
- When I won a tennis match.
- Passed the last exam.
- I finished my homework; an important task.
- When my father was saved from a severe work accident.
- Found out that the girl I love loves me, too.
- When I first passed a job interview.
- Joy at meeting a woman I love very much.
- Had a nice letter from my close friend
- Got a big fish in fishing.
- I felt very happy when I heard I had passed the examination to move up to the second year course.
- When I was selected for the university.

Dari 21 kalimat tersebut pada diagram 4.4 dapat disimpulkan bahwa emosi senang disimbolkan dengan warna kuning. Hasil analisa kalimat isear untuk emosi senang

berdasarkan 21 data uji pada diagram 4.4 tidak semuanya menghasilkan emosi senang, ada beberapa kalimat yang nilai probabilitas tertinggi berada di emosi lain selain senang, seperti misalnya pada data ke 14 emosi sedih yang diagram batangnya disimbolkan dengan warna biru tua lebih tinggi dibandingkan dengan emosi lainnya itu tandanya nilai probabilitas pada emosi sedih lebih besar daripada emosi senang.



Gambar 4.5 Diagram Batang untuk Analisa Kalimat Masukan User Emosi Sedih

Pada gambar 4.5 merupakan data hasil uji coba kalimat dari data ISEAR kelas kalimat sedih, sebanyak 10 kalimat dari 1096 data uji dengan kalimat sebagai berikut,

- A young, close relative of mine died, leaving behind a baby a few months old
- My grandmother died
- When I learnt that my close friend was going to immigrate
- I experienced this emotion when my grandfather passed away
- When I was told that a good friend was seriously ill
- When my girlfriend left me
- A very close friend left me
- A close friend of mine had not contacted me for a long time
- Finding out I am not good looking
- After having left the company of someone who gave me a lot of support and made me laugh, found myself alone for days on end
- A friend's mother died.

- Failed an exam.
- When my elder brother died.
- When my best friend died, at the age of 16.
- When my first love was not successful.
- I felt sad when I was despised by another person.
- When one of my closest friends failed to make it to the third year of university.
- When my beloved boyfriend got married to another person.
- When I missed my train this morning, I felt sad for some time.
- I felt very sad when I had to give up something that by right was mine and although I didn't get it, a kind of souvenir that people don't give you the right to have.
- My sister broke her leg.

Dari 21 kalimat tersebut pada diagram 4.5 dapat disimpulkan bahwa emosi sedih disimbolkan dengan warna biru tua. Hasil analisa kalimat isear untuk emosi sedih berdasarkan 21 data uji pada diagram 4.5 tidak semuanya menghasilkan emosi sedih, ada beberapa kalimat yang nilai probabilitas tertingginya berada di emosi lain selain sedih, seperti misalnya pada data ke 15 emosi senang yang diagram batangnya disimbolkan dengan warna kuning lebih tinggi dibandingkan dengan emosi lainnya itu tandanya nilai probabilitas pada emosi senang lebih besar daripada emosi sedih, tidak hanya pada data 15 tetapi pada data ke 21 nilai probabilitas tertinggi berada pada emosi marah.

4.4 Skenario Uji Coba Emoticon Klasifikasi

Untuk uji coba emoticon berdasarkan pembobotan biasa dengan membagi emoticon per emosi dengan jumlah emoticon yang diambil. Maka contoh output emoticon dapat dilihat pada tabel 4.2 untuk masing- masing probabilitas emoticon dan Tabel 4.3 untuk contoh emoticon yang digabung.

Tabel 4.2 Probabilitas Masing-Masing Emoticon

Emoticon	Emosi	Nilai probabilitas
:- :3 3:-)	Marah	1
>:(:P	Jijik	1
:@ :-@	Takut	1
:-) :-D :-))	Senang	1
:-(' (Sedih	1

Pada tabel 4.2 merupakan 5 data uji kelas masing-masing emoticon marah, jijik, takut, senang dan sedih yang masing-masing nilai probabilitasnya bernilai 1.

Tabel 4.3 Probabilitas emoticon yang Digabung dengan emoticon Yang Lain

Emoticon	Emosi	Nilai probabilitas
:- :-(1 emo Marah, 2 emo sedih	1/3 marah 2/3 sedih
>:(:P :-) :-D :-))	2 emo jijik, 3 emo senang	2/5 jijik 3/5 senang
:-(' >:(:P	2 emo sedih, 2 emo jijik	2/4 sedih 2/4 jijik

Pada tabel 4.3 merupakan gabungan data kelas emoticon dari berbagai emoticon yang rumusnya dapat dilihat pada rumus 3.4.

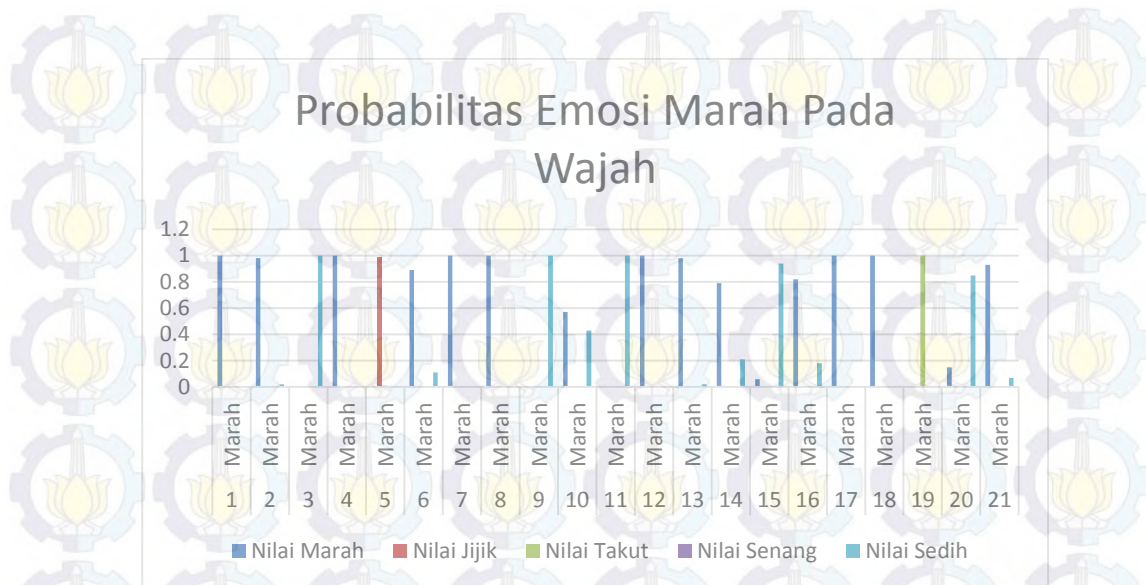
4.5 Skenario Uji Coba Klasifikasi Wajah

Pada uji coba Wajah akan dilakukan perhitungan probabilitas untuk setiap emosi dari masukan gambar 2D. Ada sebanyak 21 gambar wajah beremosi di setiap kelas emosi masing-masing. Hasil dari probabilitas ini dapat dilihat pada diagram batang untuk emosi marah gambar 4.6, gambar 4.7 emosi jijik, gambar 4.8 emosi takut, gambar 4.9 emosi senang, gambar 4.10 emosi sennag, gambar 4.11 emosi sedih.

Tabel 4.4 Uji Coba Gambar Wajah Beremosi Marah sebanyak 21 Gambar

1	2	3	4	5
				
6	7	8	9	10
				
11	12	13	14	15
				
16	17	18	19	20
				
21				
				

Tabel 4.4 adalah data uji coba wajah beremosi berlabel marah dengan data uji sebanyak 21 data. Data merupakan data gabungan dari gambar IFFE (Indonesian Face Female) untuk gambar berwarna dan JAFFE (Japanese Face Female) yang hitam putih.



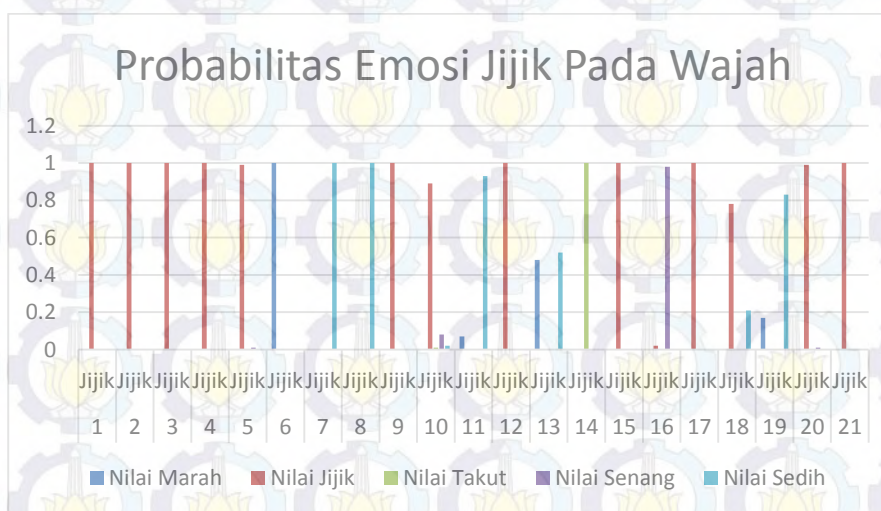
Gambar 4.6 Analisa Dengan Diagram Batang probabilitas di masing-masing gambar untuk Emosi Marah

Gambar 4.6 merupakan data hasil uji analisa emosi marah yang ditandai dengan blok diagram warna biru. Pada Diagram Gambar 4.6 telah diuji coba pada gambar yang awalnya telah diberi label dengan kelas marah setelah diuji coba menggunakan metode klasifikasi naive bayes, maka dari 21 gambar yang berlabel marah terdapat 14 gambar yang probabilitas tertinggi tepat pada kelas marah, 5 gambar dengan probabilitas tertinggi kelas sedih, 2 gambar kelas jijik.

Tabel 4.5 Uji Coba Gambar Wajah Beremosi Jijik sebanyak 21 Gambar

1	2	3	4	5
				
6	7	8	9	10
				
11	12	13	14	15
				
16	17	18	19	20
				
21				
				

Tabel 4.5 adalah data uji coba wajah dengan label beremosi Jijik dengan data uji sebanyak 21 data. Data merupakan data gabungan dari gambar IFFE (Indonesian Face Female) untuk gambar berwarna dan JAFFE (Japanese Face Female) yang hitam putih.



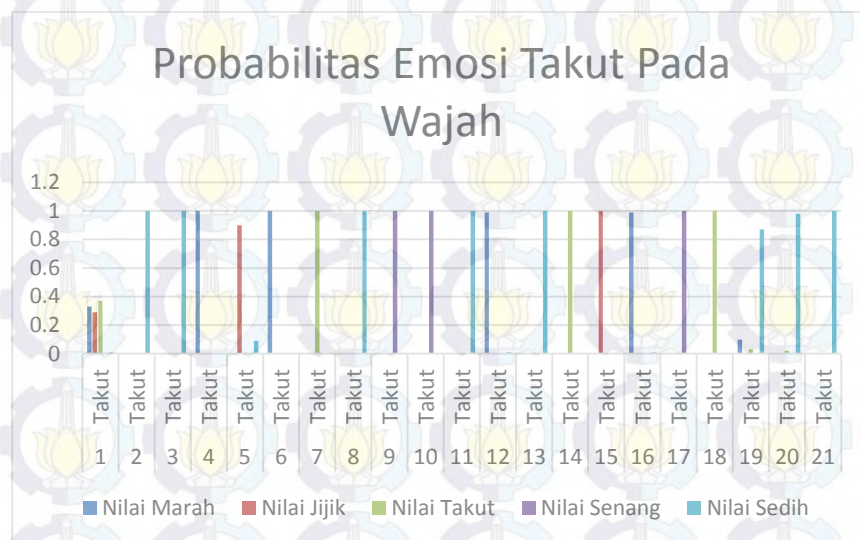
Gambar 4.7 Analisa Dengan Diagram Batang probabilitas di masing-masing gambar untuk Emosi Jijik

Gambar 4.7 merupakan data hasil uji analisa emosi jijik yang ditandai dengan blok diagram warna merah. Pada Diagram Gambar 4.7 telah diuji coba pada gambar yang awalnya telah diberi label dengan kelas jijik setelah diuji coba menggunakan metode klasifikasi naive bayes, maka dari 21 gambar yang berlabel marah terdapat 13 gambar yang probabilitas tertinggi tepat pada kelas marah , 1 gambar dengan probabilitas tertinggi kelas marah , 6 gambar kelas sedih, 1 gambar dengan kelas takut.

Tabel 4.6 Uji Coba Gambar Wajah Beremosi Takut sebanyak 21 Gambar

1	2	3	4	5
				
6	7	8	9	10
				
11	12	13	14	15
				
16	17	18	19	20
				
21				
				

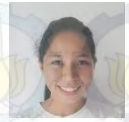
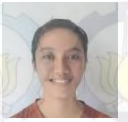
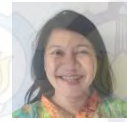
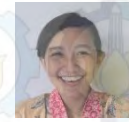

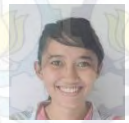
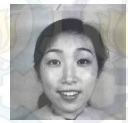


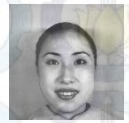



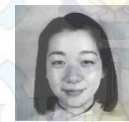
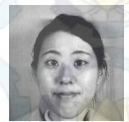
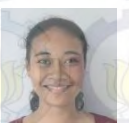
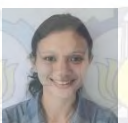

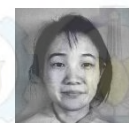
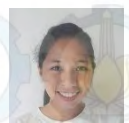
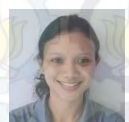
Tabel 4.6 adalah data uji coba wajah beremosi berlabel Takut dengan data uji sebanyak 21 data. Data merupakan data gabungan dari gambar IFFE (Indonesian Face Female) untuk gambar berwarna dan JAFFE (Japanese Face Female) yang hitam putih.



Gambar 4.8Analisa Dengan Diagram Batang probabilitas di masing-masing gambar untuk Emosi Takut

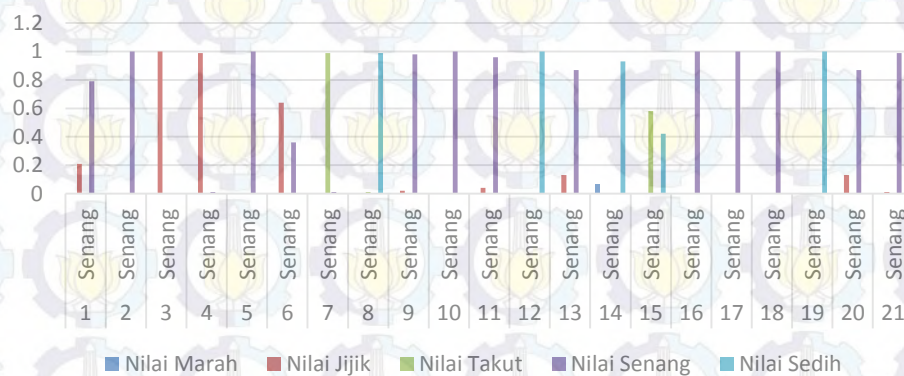
Gambar 4.8 merupakan data hasil uji analisa emosi takut yang ditandai dengan blok diagram warna hijau. Pada Diagram Gambar 4.8 telah diuji coba pada gambar yang awalnya telah diberi label dengan kelas takut setelah diuji coba menggunakan metode klasifikasi naive bayes, maka dari 21 gambar yang berlabel takut terdapat 4 gambar yang probabilitas tertinggi tepat pada kelas takut , 8 gambar dengan probabilitas tertinggi kelas sedih , 4 gambar kelas marah, 2 gambar dengan kelas jijik, 3 gambar dengan kelas senang.

Tabel 4.7 Uji Coba Gambar Wajah Beremosi Senang sebanyak 21 Gambar

1	2	3	4	5
				
6	7	8	9	10
				
11	12	13	14	15
				
16	17	18	19	20
				
21				
				

Tabel 4.7 adalah data uji coba wajah beremosi berlabel Senang dengan data uji sebanyak 21 data. Data merupakan data gabungan dari gambar IFFE (Indonesian Face Female) untuk gambar berwarna dan JAFFE (Japanese Face Female) yang hitamputih.

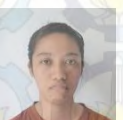
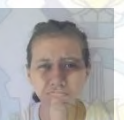
Probabilitas Emosi Senang Pada Wajah



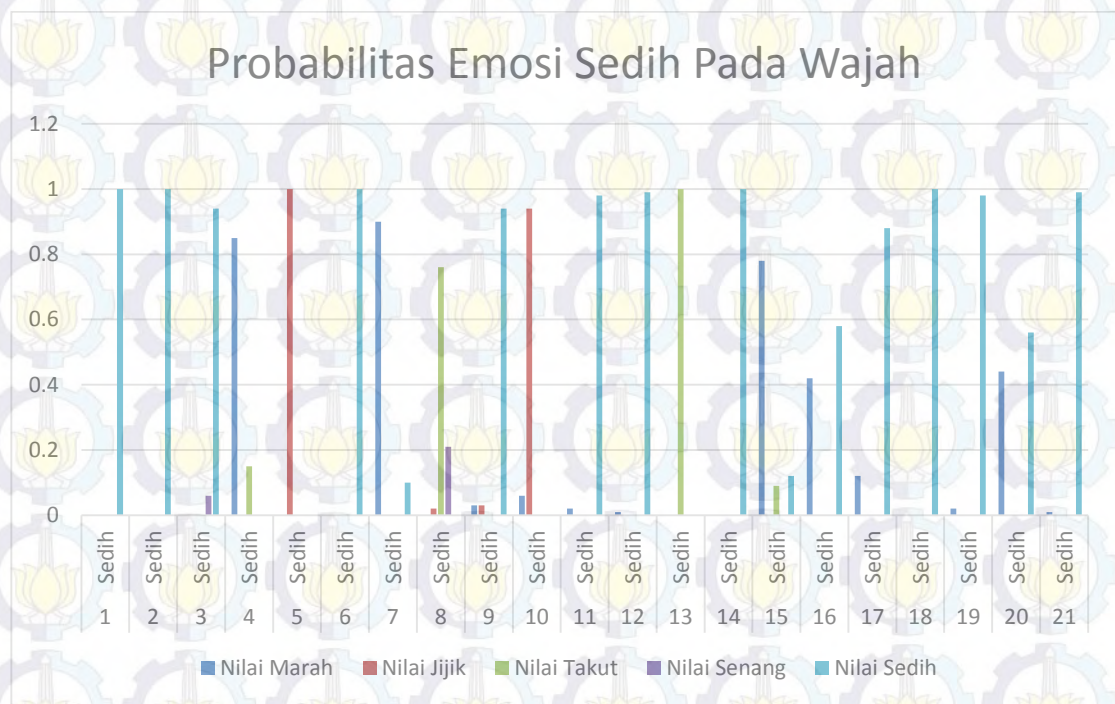
Gambar 4.9 Analisa Dengan Diagram Batang probabilitas di masing-masing gambar untuk Emosi Senang

Gambar 4.9 merupakan data hasil uji analisa emosi senang yang ditandai dengan blok diagram warna ungu. Pada Diagram Gambar 4.9 telah diuji coba pada gambar yang awalnya telah diberi label dengan kelas senang setelah diuji coba menggunakan metode klasifikasi naive bayes, maka dari 21 gambar yang berlabel senang terdapat 12 gambar yang probabilitas tertinggi tepat pada kelas senang, 3 gambar dengan probabilitas tertinggi kelas jijik, 2 gambar kelas takut, 4 gambar dengan kelas sedih.

Tabel 4.8 Uji Coba Gambar Wajah Beremosi Sedih sebanyak 21 Gambar

1	2	3	4	5
				
6	7	8	9	10
				
11	12	13	14	15
				
16	17	18	19	20
				
21				
				

Tabel 4.9 adalah data uji coba wajah beremosi berlabel Sedih dengan data uji sebanyak 21 data. Data merupakan data gabungan dari gambar IFFE (Indonesian Face Female) untuk gambar berwarna dan JAFFE (Japanese Face Female) yang hitamputih.



Gambar 4.10Analisa Dengan Diagram Batang probabilitas di masing-masing gambar untuk Emosi Sedih

Gambar 4.10 merupakan data hasil uji analisa emosi sedih yang ditandai dengan blok diagram warna biru muda. Pada Diagram Gambar 4.10 telah diuji coba pada gambar yang awalnya telah diberi label dengan kelas sedih setelah diuji coba menggunakan metode klasifikasi naive bayes, maka dari 21 gambar yang berlabel sedih terdapat 14 gambar yang probabilitas tertinggi tepat pada kelas sedih, 3 gambar dengan probabilitas tertinggi kelas marah, 2 gambar kelas jijik, 2 gambar dengan kelas takut.

4.6 Skenario Uji Coba Untuk Gabungan Klasifikasi

Untuk menggabungkan ketiga klasifikasi terlebih dahulu kita tentukan kelas bobot yang cocok (nilai k yang cocok) dengan cara mencari k terbaik dari nilai minimum perbandingan analisa cluster SSB (Sum of Squares Between Cluster) dan SSW (Sum of Squares Within Cluster). Nilai k yang dibandingkan adalah k=3 dan k=6. Hasil analisa cluster terbaik akan menjadikan k sebagai jumlah kelompok yang dipakai pada uji coba selanjutnya.





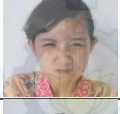


















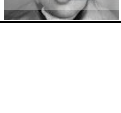

4.6.1 Menentukan Kelompok Bobot (nilai K) dengan Analisa Clustering

Pada pengujian kali ini akan dibahas ke dalam beberapa point, point pertama adalah pengujian dengan menggunakan 25 data uji, point kedua adalah pengujian dengan menggunakan 130 data uji.

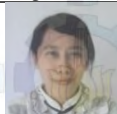



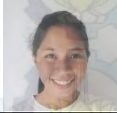

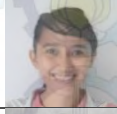







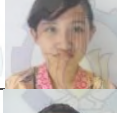

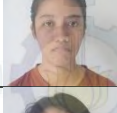

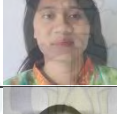





4.6.1.1 Pengujian Penentuan kelompok bobot (nilai K) Terbaik Menggunakan 25 Data Uji

Pada pengujian kali ini adalah pengujian penentuan jumlah kelompok bobot secara clustering dengan menggunakan 25 data uji. Data uji yang diambil pada pengujian ini berdasarkan dari data uji training yang terdapat pada point klasifikasi teks dan titik fitur wajah dengan pengambilan data secara acak baik data dari klasifikasi teks dan titik fitur wajah. Data set untuk pengujian 25 data ini dapat dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Data Uji Coba Untuk Proses Clustering Gabungan dari Klasifikasi Teks, Klasifikasi Wajah dan Emoticon yang sudah dianggap mempunyai nilai 1 di setiap emosi (sebagai nilai acuan).

No	Data Teks	Data Wajah	Data Emoticon
1	When I was robbed in a bus.		
2	A tailor ran away with my skirt.		
3	When someone lies to me.		
4	When they stole my dark blue tennis		
5	A close person lied to me.		
6	When a friend of mine keeps telling me morbid things that happened to his dog		
7	When I read racist slogans on the wall		
8	When I was getting so fat		
9	Getting a low grade on my physics midterm		
10	Deception from a person I loved very much.		
11	My sister had to undergo a very complicated operation, her eyesight was at stake.		
12	When I go out alone at night		
13	I had worries about a certain illness.		

Lanjutan **Tabel 4.9** Data Uji Coba Untuk Proses Clustering Gabungan dari Klasifikasi Teks, Klasifikasi Wajah dan Emoticon yang sudah dianggap mempunyai nilai 1 di setiap emosi (sebagai nilai acuan).

No	Data Teks	Data Wajah	Data Emoticon
14	Car accident in the middle of the night		
15	Disappointment over a friend.		
16	When my father was saved from a severe work accident.		
17	I finished my homework; an important task.		
18	Passed the last exam.		
19	When I won a tennis match.		
20	When I first passed a job interview.		
21	When my first love was not successful.		
22	A very close friend left me		
23	Finding out I am not good looking		
24	My sister broke her leg.		
25	Failed an exam.		

Pada tabel 4.9 data untuk teks emosi marah mengambil data no 8,17,14,11,15 pada gambar grafik 4.6, untuk data emosi jijik mengambil data dari no 7,8,5,16,14 pada gambar grafik 4.7, untuk data emosi takut mengambil data dari no 5,2,18,6,17 pada gambar grafik 4.8, untuk data emosi senang mengambil data dari no 14,13,12,11,16 pada gambar grafik 4.9, untuk data emos sedih mengambil data dari no 15,7,9,21,12 pada gambar grafik 4.10.semua

data teks yang diambil adalah semua data yang nama pelabelan di setiap data kalimatnya sama dengan emosi yang dihasilkan dengan metode klasifikasi naive bayes. Pada tabel 4.9 data untuk wajah emosi marah mengambil data dari tabel 4.4 sebanyak 5 data pada no 1,20,4,6,8, untuk data wajah emosi jijik mengambil data dari tabel 4.5 pada no 13,2,11,4,19, untuk data wajah emosi takut mengambil data dari tabel 4.6 pada no 1,5,14,12,19, untuk data wajah emosi senang mengambil data dari tabel 4.7 pada no 1,6,14,15,11, untuk data wajah emosi sedih mengambil data dari tabel 4.8 pada no 4,2,3,9,dan 12. semua data wajah yang diambil adalah semua data yang nama pelabelan di setiap data gambarnya sama dengan emosi yang dihasilkan dengan metode klasifikasi naive bayes. Maka dari ke 5 data di masing-masing emosi akan terbentuk sebuah data baru yang akan dihitung jaraknya antara nilai probabilitas setiap emosi dari klasifikasi teks dengan probabilitas emoticon yang di masukkan oleh pengguna dan nilai probabilitas setiap emosi dari klasifikasi wajah dengan probabilitas emoticon yang di masukkan oleh pengguna. Maka akan terbentuk sebuah data seperti pada tabel 4.10.

Tabel 4.10 Nilai Probabilitas data gabungan dengan 5 data di setiap emosinya teks dan wajah sedangkan data emoticon dianggap bernilai 1 di setiap emosinya menghasilkan 2 variabel JWE (jarak antara nilai probabilitas emoticon dan wajah) dan JTE (jarak antara nilai probabilitas emoticon dan teks)

No	PMT	PMW	PJT	PJW	PTT	PTW	PSenT	PSenW	PSedT	PSedW	JTE	JWE	Emosi
1	0.44	1	0.1	0	0.3	0	0.1	0	0.1	0	0.66	0	Marah
2	0.24	0.15	0.07	0	0.4	0	0.08	0	0.21	0.85	0.89	1.2	
3	0.5	1	0.39	0	0.05	0	0.03	0	0.03	0	0.64	0	
4	0.38	0.89	0.02	0	0.58	0	0.01	0	0.02	0.11	0.85	0.16	
5	0.39	1	0.28	0	0.02	0	0.05	0	0.25	0	0.72	0	
6	0.29	0.48	0.2	0	0.1	0	0.1	0	0.49	0.52	0.99	1.23	Jijik
7	0.02	0	0.79	1	0.2	0	0.3	0	0.14	0	0.44	0	
8	0.04	0	0.62	1	0.08	0	0.17	0	0.09	0	0.44	0	
9	0.04	0.07	0.32	0	0.02	0	0.53	0	0.1	0.93	0.87	1.37	
10	0.09	0	0.12	1	0.07	0	0.19	0	0.54	0	1.06	0	
11	0.05	0.17	0.07	0	0.25	0	0.39	0	0.24	0.83	0.88	1.31	Takut
12	0.01	0	0	0.9	0.96	0	0.01	0	0.03	0	0.05	1.35	
13	0.24	0	0.15	0	0.2	1	0.3	0	0.11	0	0.91	0	
14	0	0.99	0	0	0.99	0	0	0	0	0	0.01	1.41	
15	0.23	0.1	0.13	0	0.23	0.03	0.28	0	0.14	0.87	0.87	1.31	
16	0.08	0	0.03	0.21	0.25	0	0.24	0.79	0.39	0	0.89	0.3	Senang
17	0.14	0	0.07	0.64	0.08	0	0.57	0.36	0.13	0	0.48	0.91	
18	0.01	0.07	0.01	0	0.04	0	0.67	0	0.28	0.93	0.43	1.37	
19	0.15	0	0.01	0	0.01	0.58	0.79	0	0.04	0.42	0.26	1.23	
20	0	0	0.01	0.04	0.01	0	0.87	0.96	0.11	0	0.17	0.06	
21	0.02	0.85	0.03	0	0.06	0.15	0.74	0	0.16	0	1.12	1.32	Sedih
22	0.1	0	0.02	0	0.03	0	0.04	0	0.8	1	0.23	0	
23	0.09	0	0.17	0	0.17	0	0.07	0.06	0.5	0.94	0.57	0.08	
24	0.35	0.03	0.14	0.03	0.25	0	0.03	0	0.23	0.94	0.89	0.07	
25	0.2	0.01	0.15	0	0.11	0	0.13	0	0.41	0.99	0.66	0.01	

Untuk perhitungan jarak pada tabel 4.10 probabilitas emoticon di setiap emosi tidak dilampirkan dan dianggap bernilai 1 di setiap emosi yang sesuai, yaitu pada data 1-5 nilai probabilitas emosi bernilai 1 untuk emosi marah, pada data 6-10 probabilitas emosi bernilai 1 untuk emosi jijik, pada data 11-15 probabilitas emosi bernilai 1 untuk emosi takut, pada data 16-20 probabilitas emosi bernilai 1 untuk emosi senang, pada data 21-25 probabilitas emosi bernilai 1 untuk emosi sedih.

Dari perhitungan jarak antara klasifikasi teks dengan klasifikasi emoticon menghasilkan variabel JTE yaitu nilai jarak antara emosi dari klasifikasi teks dan emoticon dan dari

perhitungan jarak antara klasifikasi wajah dengan klasifikasi emoticon menghasilkan variabel JWE yaitu nilai jarak antara klasifikasi wajah dan emoticon.

Kolom PMT pada Tabel 4.10 merupakan kolom probabilitas nilai marah pada teks, kolom PMW merupakan kolom probabilitas nilai marah pada wajah, kolom PJT merupakan kolom probabilitas nilai jijik pada teks, kolom PJW merupakan kolom probabilitas nilai jijik pada wajah, kolom PTT merupakan kolom probabilitas nilai takut pada teks, kolom PTW merupakan kolom probabilitas nilai takut pada wajah, kolom PSenT merupakan kolom probabilitas nilai senang pada teks, kolom PsenW merupakan kolom probabilitas nilai senang pada wajah, kolom PsedT merupakan kolom probabilitas nilai sedih pada teks, kolom PsedW merupakan kolom probabilitas nilai sedih pada wajah.

Pada Tabel 4.10, variabel JTE dan JWE yang terbentuk dari hasil jarak antara emoticon dengan teks (JTE) dan emoticon dengan titik wajah (JWE) akan dijadikan dataset proses clustering, maka pengelompokan dataset menurut clustering k-means dan x-means akan disajikan pada Tabel 4.11 dan Tabel 4.12, dengan banyaknya jumlah kelompok data (k) = 3 pada Tabel 4.11 dan k=6 pada Tabel 4.12

Tabel 4.11 Pengelompokan 25 Dataset Berdasarkan Clustering k-means dan X-Means dengan banyaknya Kelompok Data (K) adalah 3.

k=3				
	kmeans		xmeans	
	Jumlah Data	Data ke-	Jumlah Data	Data ke-
cluster0	5	12,14,17,18,19	6	2,6,9,11,15,21
cluster1	14	1,3,5,7,8,10,13,16,20,	14	1,3,5,7,8,10,13,16,20,
		22,23,24,25		22,23,24,25
cluster2	6	2,6,9,11,15,21	5	12,14,17,18,19

Tabel 4.12 Pengelompokan 25 Dataset Berdasarkan Clustering k-means dan X-Means dengan banyaknya Kelompok Data (K) adalah 6.

k=6				
	kmeans		xmeans	
	Jumlah Data	Data ke-	Jumlah Data	Data ke-
cluster0	3	12,14,19	1	21
cluster1	5	4,10,13,16,24	4	2,9,11,15
cluster2	6	2,6,9,11,15,21	2	12,14
cluster3	5	1,3,5,23,25	1	6
cluster4	4	7,8,20,22	3	17,18,19
cluster5	2	17,18	14	1,3,4,5,7,8,9,10,13,16,20,
				22,24,25

Tabel 4.11 dan Tabel 4.12 menunjukkan 25 dataset yang telah dikelompokkan ke dalam clustering k-means dan clustering x-means, pada Tabel 4.11 kelompok data (k) bernilai 3 artinya adalah dataset telah dikelompokkan berdasarkan 3 cluster bagian (kelompok) yang masing-masing cluster (kelompok) memiliki jumlah data yang berbeda-beda, untuk data yang dikelompokkan berdasarkan clustering k-means jumlah data yang dikelompokkan ke dalam cluster0 berjumlah 5 data meliputi data yang tertera pada kolom Data ke-, jumlah data yang dikelompokkan ke dalam cluster1 berjumlah 14 data, dan jumlah data yang dikelompokkan ke dalam cluster2 berjumlah 6 data dan untuk data yang dikelompokkan berdasarkan clustering x-means jumlah data yang dikelompokkan ke dalam cluster0 berjumlah 6 data, jumlah data yang dikelompokkan ke dalam cluster1 berjumlah 14 data dan jumlah data yang dikelompokkan ke dalam cluster2 berjumlah 5 data, untuk Tabel 4.12 merupakan tabel pengelompokan dataset ke dalam 6 kelompok data (k=6) dengan clustering k-means dan x-means, untuk pengelompokan data yang dilakukan dengan clustering k-means jumlah data yang termasuk ke dalam cluster0 berjumlah 3 data, jumlah data yang termasuk ke dalam cluster1 sebanyak 5 data, jumlah data yang termasuk ke dalam cluster2 sebanyak 6 data, jumlah data yang termasuk ke dalam cluster3 sebanyak 5 data, jumlah data pada cluster4 berjumlah 4 data dan jumlah data pada cluster5 berjumlah 2 data, dan untuk pengelompokan data yang dilakukan dengan clustering x-means menghasilkan kelompok cluster0 berjumlah 1 data, cluster1 berjumlah 4 data, cluster2 berjumlah 2 data, cluster3 berjumlah 1 data, cluster4 berjumlah 3 data dan cluster5 berjumlah 14 data.

Dari jumlah kelompok dengan k=3 dan k=6 dengan k-means dan x-means, maka dilakukan analisa clustering menggunakan rumus SSW(Sum of Square Within Cluster) dan SSB(Sum of Square Between Cluster) untuk menguji suatu clustering memiliki pengelompokan yang baik adalah dengan menggunakan hasil maksimal dari SSW dan SSB atau hasil minimal dari SSW dan SSB. Tabel 4.13 merupakan hasil perhitungan SSW dan SSB dan nilai minimal yang dihasilkan dari perbandingan SSW dan SSB serta nilai maksimum dari perbandingan SSW dan SSB.

Tabel 4.13 Hasil Perbandingan SSW(Sum of Square Within Cluster) dan SSB (Sum of Square Between Cluster) dengan Uji Coba 25 data dengan kelompok k=3 dan k=6 Menggunakan Clustering K-Means dan X-Means

Jumlah k	kmeans				xmeans			
	SSW	SSB	Min (SSW/SSB)	Max (SSB/SSW)	SSW	SSB	Min (SSW/SSB)	Max (SSB/SSW)
3	0.06	3.16	0.02	49.18	0.06	3.16	0.02	49.18
6	0.02	0.97	0.02	45.98	0.06	1.8	0.03	29.65

Dari hasil uji coba yang ditampilkan pada Tabel 4.13, maka satu clustering dikatakan baik jika nilai maksimum dari perbandingan SSW dan SSB memiliki nilai paling besar, dan nilai minimum dan dari perbandingan SSW dan SSB memiliki nilai paling kecil. Jika nilai minimum yang dihasilkan sama maka kita dapat memakai hasil maksimum, atau sebaliknya.

Maka berdasarkan Tabel 4.13, hasil minimum perbandingan SSW dan SSB menggunakan clustering k-means dengan k=3 dan k=6, memiliki hasil yang sama, tetapi hasil maksimum perbandingan SSW dan SSB memiliki hasil yang berbeda jauh dan hasilnya menunjukkan bahwa jumlah kelompok cluster (k) yang berjumlah 3 memiliki nilai maksimum yang terbesar, maka k=3 akan dipakai untuk analisa selanjutnya yaitu menentukan nilai bobot rumus gabungan.

Dan jika menggunakan clustering x-means dengan k=3 dan k=6, hasil minimum perbandingan SSW dan SSB memiliki hasil yang berbeda, maka dapat disimpulkan dari hasil yang didapat kelompok dengan 3 kelas memiliki nilai minimum terkecil dibandingkan dengan kelompok dengan jumlah 6, dan juga memiliki nilai maksimum terbesar, maka dapat disimpulkan cluster dengan jumlah kelompok (k) = 3 memiliki pengelompokan (clustering) yang baik dan akan digunakan untuk analisa selanjutnya.

4.6.1.2 Pengujian Pengujian Bobot Otomatis dengan Menggunakan 130 Data Uji

Pada pengujian kali ini merupakan pengujian untuk menentukan cluster ke dalam bobot tertentu dari setiap data dengan menggunakan 130 data uji hasil dari gabungan dari data pada point 4.6.1.1 dengan data sebanyak 25 data dan juga dataset pada pengujian teks dan wajah pada point 4.3 dan 4.5 sebanyak 105 data. Maka pada Tabel 4.18 adalah penjabaran nilai JTE dan JWE dari masing-masing data dimulai dengan 21 data di masing-masing emosi dari 105 data dan 5 data akan disisipkan dari 25 data ke dalam 105 data setelah 21 data

setiap emosinya. Jadi, setiap emosi terdiri dari 26 data. Data ini akan disajikan pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14 Nilai Probabilitas data gabungan dengan 26 data di setiap emosinya teks dan wajah sedangkan data emoticon dianggap bernilai 1 di setiap emosinya menghasilkan 2 variabel JWE (jarak antara nilai probabilitas emoticon dan wajah) dan JTE (jarak antara nilai probabilitas emoticon dan teks)

No	PMT	PMW	PJT	PJW	PTT	PTW	PSenT	PSenW	PSedT	PSedW	JTE	JWE	Emosi
1	0.96	1	0.03	0	0.01	0	0	0	0	0	0.05	0	Marah
2	0.69	0.98	0.24	0	0.01	0	0.02	0	0.04	0.02	0.39	0.03	
3	0.92	0	0.01	0	0	0	0.01	0	0.05	1	0.1	1.41	
4	0.93	1	0.03	0	0	0	0	0	0.03	0	0.08	0	
5	0.96	0	0.01	0.99	0.02	0.01	0.01	0	0.01	0	0.05	1.41	
6	0.93	0.89	0	0	0.02	0	0	0	0.04	0.11	0.08	0.16	
7	0.99	1	0	0	0	0	0	0	0.01	0	0.01	0	
8	0.44	1	0.1	0	0.3	0	0.1	0	0.1	0	0.66	0	
9	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1.41	
10	0.98	0.57	0.01	0	0	0	0.01	0	0	0.43	0.02	0.61	
11	0.38	0	0.02	0	0.58	0	0.01	0	0.02	1	0.85	1.41	
12	0.94	1	0.04	0	0	0	0	0	0.02	0	0.07	0	
13	0.91	0.98	0.07	0	0	0	0	0	0.01	0.02	0.11	0.03	
14	0.5	0.79	0.39	0	0.05	0	0.03	0	0.03	0.21	0.64	0.3	
15	0.39	0.06	0.28	0	0.02	0	0.05	0	0.25	0.94	0.72	1.33	
16	0.7	0.82	0.16	0	0.03	0	0.04	0	0.07	0.18	0.35	0.25	
17	0.24	1	0.07	0	0.4	0	0.08	0	0.21	0	0.89	0	
18	0.43	1	0.21	0	0.03	0	0.09	0	0.24	0	0.66	0	
19	0.95	0	0.01	0	0	1	0	0	0.04	0	0.06	1.41	
20	0.52	0.15	0.23	0	0.06	0	0.03	0	0.16	0.85	0.56	1.2	
21	0.55	0.93	0.37	0	0.01	0	0.01	0	0.06	0.07	0.59	0.1	
22	0.44	1	0.1	0	0.3	0	0.1	0	0.1	0	0.66	0	
23	0.24	0.15	0.07	0	0.4	0	0.08	0	0.21	0.85	0.89	1.2	
24	0.5	1	0.39	0	0.05	0	0.03	0	0.03	0	0.64	0	
25	0.38	0.89	0.02	0	0.58	0	0.01	0	0.02	0.11	0.85	0.16	
26	0.39	1	0.28	0	0.02	0	0.05	0	0.25	0	0.72	0	
27	0.37	0	0.41	1	0.01	0	0.02	0	0.19	0	0.72	0	
28	0.01	0	0.97	1	0.01	0	0.01	0	0.01	0	0.04	0	
29	0.02	0	0.88	1	0.09	0	0.01	0	0	0	0.15	0	
30	0	0	0.97	1	0.02	0	0	0	0.01	0	0.04	0	
31	0.04	0	0.62	0.99	0.08	0	0.17	0.01	0.09	0	0.44	0.01	
32	0.12	1	0.53	0	0.12	0	0.07	0	0.15	0	0.53	1.41	Jijik
33	0.29	0	0.2	0	0.01	0	0.01	0	0.49	1	0.98	1.41	
34	0.02	0	0.79	0	0.02	0	0.03	0	0.14	1	0.26	1.41	

Lanjutan **Tabel 4.14** Nilai Probabilitas data gabungan dengan 26 data di setiap emosinya teks dan wajah sedangkan data emoticon dianggap bernilai 1 di setiap emosinya menghasilkan 2 variabel JWE (jarak antara nilai probabilitas emoticon dan wajah) dan JTE (jarak antara nilai probabilitas emoticon *dan* teks)

No	PMT	PMW	PJT	PJW	PTT	PTW	PSenT	PSenW	PSedT	PSedW	JTE	JWE	Emosi
35	0	0	0.98	1	0	0	0.01	0	0	0	0.02	0	
36	0.01	0	0.99	0.89	0	0.01	0	0.08	0	0.02	0.01	0.14	
37	0.39	0.07	0.56	0	0.02	0	0.01	0	0.02	0.93	0.59	1.37	
38	0	0	0.99	1	0	0	0	0	0.01	0	0.01	0	
39	0	0.48	0.98	0	0.01	0	0	0	0	0.52	0.02	1.23	
40	0.09	0	0.12	0	0.07	1	0.19	0	0.54	0	1.06	1.41	
41	0.08	0	0.55	1	0.16	0	0.11	0	0.11	0	0.51	0	
42	0.04	0	0.32	0.02	0.02	0	0.53	0.98	0.1	0	0.87	1.39	
43	0.16	0	0.77	1	0.03	0	0.02	0	0.03	0	0.28	0	
44	0	0	0.86	0.78	0.07	0	0.06	0	0.02	0.21	0.17	0.3	
45	0.84	0.17	0.15	0	0	0	0	0	0	0.83	1.2	1.31	
46	0.14	0	0.56	0.99	0.06	0	0.12	0.01	0.12	0	0.5	0.01	
47	0.02	0	0.97	1	0	0	0	0	0.01	0	0.04	0	
48	0.29	0.48	0.2	0	0.1	0	0.1	0	0.49	0.52	0.99	1.23	
49	0.02	0	0.79	1	0.2	0	0.3	0	0.14	0	0.44	0	
50	0.04	0	0.62	1	0.08	0	0.17	0	0.09	0	0.44	0	
51	0.04	0.07	0.32	0	0.02	0	0.53	0	0.1	0.93	0.87	1.37	
52	0.09	0	0.12	1	0.07	0	0.19	0	0.54	0	1.06	0	
53	0.09	0.33	0.07	0.29	0.44	0.37	0.32	0	0.08	0.01	0.66	0.77	
54	0.01	0	0	0	0.96	0	0.01	0	0.03	1	0.05	1.41	
55	0.04	0	0.25	0	0.55	0	0.09	0	0.07	1	0.53	1.41	
56	0	1	0	0	0.99	0	0	0	0.01	0	0.01	1.41	
57	0.05	0	0.07	0.9	0.25	0	0.39	0	0.24	0.09	0.88	1.35	
58	0	1	0	0	0.99	0	0	0	0	0	0.01	1.41	
59	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	
60	0.03	0	0.01	0	0.74	0	0	0	0.22	1	0.34	1.41	
61	0	0	0.05	0	0.94	0	0	1	0	0	0.08	1.41	
62	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1.41	
63	0.01	0	0	0	0.69	0	0.25	0	0.05	1	0.4	1.41	Takut
64	0.02	0.99	0.36	0	0.56	0	0.03	0	0.03	0.01	0.57	1.41	
65	0	0	0.22	0	0.76	0	0	0	0.01	1	0.33	1.41	
66	0.01	0	0.04	0	0.87	1	0.04	0	0.04	0	0.15	0	
67	0.13	0	0.13	1	0.42	0	0.16	0	0.16	0	0.65	1.41	
68	0	0.99	0.03	0	0.97	0	0	0	0	0.01	0.04	1.41	
69	0.23	0	0.13	0	0.23	0	0.28	1	0.14	0	0.87	1.41	
70	0.24	0	0.15	0	0.2	1	0.3	0	0.11	0	0.91	0	
71	0.1	0.1	0.07	0	0.73	0.03	0.01	0	0.09	0.87	0.31	1.31	
72	0.21	0	0.02	0	0.66	0.02	0.05	0	0.05	0.98	0.41	1.39	

Lanjutan **Tabel 4.14** Nilai Probabilitas data gabungan dengan 26 data di setiap emosinya teks dan wajah sedangkan data emoticon dianggap bernilai 1 di setiap emosinya menghasilkan 2 variabel JWE (jarak antara nilai probabilitas emoticon dan wajah) dan JTE (jarak antara nilai probabilitas emoticon dan teks)

No	PMT	PMW	PJT	PJW	PTT	PTW	PSenT	PSenW	PSedT	PSedW	JTE	JWE	Emosi
73	0	0	0	0	0.85	0	0	0	0.14	1	0.21	1.41	
74	0.05	0.17	0.07	0	0.25	0	0.39	0	0.24	0.83	0.88	1.31	
75	0.01	0	0	0.9	0.96	0	0.01	0	0.03	0	0.05	1.35	
86	0.24	0	0.15	0	0.2	1	0.3	0	0.11	0	0.91	0	
77	0	0.99	0	0	0.99	0	0	0	0	0	0.01	1.41	
78	0.23	0.1	0.13	0	0.23	0.03	0.28	0	0.14	0.87	0.87	1.31	
79	0	0	0	0.21	0	0	0.99	0.79	0	0	0.01	0.3	Senang
80	0.01	0	0.01	0	0.03	0	0.83	1	0.13	0	0.22	0	
81	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1.41	
82	0	0	0	0.99	0	0	1	0.01	0	0	0	1.4	
83	0	0	0.01	0	0	0	0.92	1	0.07	0	0.11	0	
84	0.09	0	0	0.64	0	0	0.9	0.36	0	0	0.13	0.91	
85	0.02	0	0.01	0	0.01	0.99	0.94	0.01	0.02	0	0.07	1.4	
86	0.01	0	0.03	0	0	0.01	0.89	0	0.07	0.99	0.13	1.41	
87	0.03	0	0	0.02	0.01	0	0.83	0.98	0.13	0	0.22	0.03	
88	0	0	0	0	0	0	0.99	1	0.01	0	0.01	0	
89	0.15	0	0.01	0.04	0.01	0	0.79	0.96	0.04	0	0.26	0.06	
90	0.01	0	0.01	0	0.04	0	0.67	0	0.28	1	0.43	1.41	
91	0.14	0	0.07	0.13	0.08	0	0.57	0.87	0.13	0	0.48	0.18	
92	0.08	0.07	0.03	0	0.25	0	0.24	0	0.39	0.93	0.89	1.37	
93	0.01	0	0.03	0	0	0.58	0.8	0	0.16	0.42	0.26	1.23	
94	0	0	0.01	0	0.01	0	0.87	1	0.11	0	0.17	0	
95	0	0	0	0	0	0	0.99	1	0	0	0.01	0	
96	0.02	0	0.01	0	0	0	0.88	1	0.1	0	0.16	0	
97	0.17	0	0.16	0	0.11	0	0.55	0	0.01	1	0.52	1.41	
98	0	0	0	0.13	0	0	0.98	0.87	0.02	0	0.03	0.18	
99	0.01	0	0	0.01	0.01	0	0.95	0.99	0.02	0	0.06	0.01	
100	0.08	0	0.03	0.21	0.25	0	0.24	0.79	0.39	0	0.89	0.3	
101	0.14	0	0.07	0.64	0.08	0	0.57	0.36	0.13	0	0.48	0.91	
102	0.01	0.07	0.01	0	0.04	0	0.67	0	0.28	0.93	0.43	1.37	
103	0.15	0	0.01	0	0.01	0.58	0.79	0	0.04	0.42	0.26	1.23	
104	0	0	0.01	0.04	0.01	0	0.87	0.96	0.11	0	0.17	0.06	
105	0	0	0	0	0	0	0.03	0	0.97	1	0.04	0	Sedih
106	0	0	0	0	0	0	0	0	0.99	1	0.01	0	
107	0.03	0	0.02	0	0.03	0	0.18	0.06	0.74	0.94	0.32	0.08	
108	0	0.85	0	0	0.01	0.15	0.02	0	0.97	0	0.04	1.32	
109	0.01	0	0.01	1	0.02	0	0.09	0	0.88	0	0.15	1.41	
110	0.2	0	0.05	0	0.05	0	0.06	0	0.64	1	0.42	0	

Lanjutan **Tabel 4.14** Nilai Probabilitas data gabungan dengan 26 data di setiap emosinya teks dan wajah sedangkan data emoticon dianggap bernilai 1 di setiap emosinya menghasilkan 2 variabel JWE (jarak antara nilai probabilitas emoticon dan wajah) dan JTE (jarak antara nilai probabilitas emoticon dan teks)

No	PMT	PMW	PJT	PJW	PTT	PTW	PSenT	PSenW	PSedT	PSedW	JTE	JWE	Emosi
111	0.1	0.9	0.02	0	0.03	0	0.04	0	0.8	0.1	0.23	1.27	
112	0.1	0	0.02	0.02	0.03	0.76	0.04	0.21	0.8	0	0.23	1.27	
113	0.09	0.03	0.17	0.03	0.17	0	0.07	0	0.5	0.94	0.57	0.07	
114	0.07	0.06	0	0.94	0	0	0.05	0	0.87	0	0.16	1.37	
115	0.2	0.02	0.21	0	0.14	0	0.07	0	0.38	0.98	0.7	0.03	
116	0.2	0.01	0.15	0	0.11	0	0.13	0	0.41	0.99	0.66	0.01	
117	0.26	0	0.16	0	0.02	1	0.11	0	0.45	0	0.64	1.41	
118	0.12	0	0.06	0	0.03	0	0.08	0	0.71	1	0.33	0	
119	0.02	0.78	0.03	0	0.06	0.09	0.74	0	0.16	0.12	1.12	1.18	
120	0.02	0.42	0.01	0	0	0	0	0	0.97	0.58	0.04	0.59	
121	0.04	0.12	0.03	0	0.05	0	0.16	0	0.72	0.88	0.33	0.17	
122	0.04	0	0.02	0	0	0	0.24	0	0.69	1	0.39	0	
123	0.01	0.02	0	0	0.01	0	0	0	0.98	0.98	0.02	0.03	
124	0.06	0.44	0.02	0	0	0	0	0	0.92	0.56	0.1	0.62	
125	0.35	0.01	0.14	0	0.25	0	0.03	0	0.23	0.99	0.89	0.01	
126	0.02	0.85	0.03	0	0.06	0.15	0.74	0	0.16	0	1.12	1.32	
127	0.1	0	0.02	0	0.03	0	0.04	0	0.8	1	0.23	0	
128	0.09	0	0.17	0	0.17	0	0.07	0.06	0.5	0.94	0.57	0.08	
129	0.35	0.03	0.14	0.03	0.25	0	0.03	0	0.23	0.94	0.89	0.07	
130	0.2	0.01	0.15	0	0.11	0	0.13	0	0.41	0.99	0.66	0.01	

Untuk perhitungan jarak pada tabel 4.14 probabilitas emoticon di setiap emosi tidak dilampirkan dan dianggap bernilai 1 di setiap emosi yang sesuai, yaitu pada data 1-26 nilai probabilitas emosi bernilai 1 untuk emosi marah, pada data 27-52 probabilitas emosi bernilai 1 untuk emosi jijik, pada data 53-78 probabilitas emosi bernilai 1 untuk emosi takut, pada data 79-104 probabilitas emosi bernilai 1 untuk emosi senang, pada data 105-130 probabilitas emosi bernilai 1 untuk emosi sedih.

Dari perhitungan jarak antara klasifikasi teks dengan klasifikasi emoticon menghasilkan variabel JTE yaitu nilai jarak antara emosi dari klasifikasi teks dan emoticon dan dari perhitungan jarak antara klasifikasi wajah dengan klasifikasi emoticon menghasilkan variabel JWE yaitu nilai jarak antara klasifikasi wajah dan emoticon.

Kolom PMT pada Tabel 4.14 merupakan kolom probabilitas nilai marah pada teks, kolom PMW merupakan kolom probabilitas nilai marah pada wajah, kolom PJT merupakan kolom probabilitas nilai jijik pada teks, kolom PJW merupakan kolom probabilitas nilai jijik pada wajah, kolom PTT merupakan kolom probabilitas nilai takut pada teks, kolom

PTW merupakan kolom probabilitas nilai takut pada wajah, kolom PSenT merupakan kolom probabilitas nilai senang pada teks, kolom PsenW merupakan kolom probabilitas nilai senang pada wajah, kolom PsedT merupakan kolom probabilitas nilai sedih pada teks, kolom PsedW merupakan kolom probabilitas nilai sedih pada wajah.

Pada Tabel 4.14, variabel JTE dan JWE yang terbentuk dari hasil jarak antara emoticon dengan teks (JTE) dan emoticon dengan titik wajah (JWE) akan dijadikan dataset proses clustering, maka pengelompokan dataset menurut clustering k-means dan x-means akan disajikan pada Tabel 4.15 dan Tabel 4.16, dengan banyaknya jumlah kelompok data (k) = 3 pada Tabel 4.15 dan k=6 pada Tabel 4.16

Tabel 4.15 Pengelompokan 130 Dataset Berdasarkan Clustering k-means dan X-Means dengan banyaknya Kelompok Data (K) adalah 3.

k=3				
	kmeans		xmeans	
	Jumlah Data	Data ke-	Jumlah Data	Data ke-
cluster0	42	1,2,4,6,7,10,12,13,16,28,29,30,35,	60	3,5,9,11,15,19,20,23,32,33,34,37,39,
		36,38,43,44,47,59,66,79,80,83,87,		40,42,45,48,51,53,54,55,56,57,58,60,
		88,89,94,95,96,98,99,104,105,106,		61,62,63,64,65,67,68,69,71,72,73,74,
		1-7,118,120,121,122,123,124,127		75,77,78,81,82,84,85,86,90,92,93,97,
				101,102,103,108,109,111,112,114,
cluster1	28	8,14,17,18,21,22,24,25,26,27,31,41,	30	117,119,126
		46,49,50,52,70,76,91,100,110,113,		2,8,14,17,18,21,22,24,25,26,27,31,
		115,116,125,128,129,130		41,46,49,50,52,70,76,91,100,110,
cluster2	60	3,5,9,11,15,19,20,23,32,33,34,37,	40	113,115,116,122,125,128,129,130
		39,40,42,45,48,51,53,54,55,56,57,		1,4,6,7,10,12,13,16,28,29,30,35,36,
		58,60,61,62,63,64,65,67,68,69,71,		38,43,44,47,59,66,79,80,83,87,88,
		72,73,74,75,77,78,81,82,84,85,86,		89,94,95,96,98,99,104,105,106,107,
		90,92,93,97,101,102,103,108,109,		118,120,121,123,124,127
		111,112,114,117,119,126		

Tabel 4.16 Pengelompokan 130 Dataset Berdasarkan Clustering k-means dan X-Means dengan banyaknya Kelompok Data (K) adalah 6.

k=6				
	kmeans		xmeans	
	Jumlah Data	Data ke-	Jumlah Data	Data ke-
cluster0	38	1,4,6,7,10,12,13,28,29,30,35,36,38,	27	3,5,9,19,34,39,54,56,58,61,62,68,
		43,44,47,59,66,79,80,83,87,88,89,		73,75,77,81,82,84,85,86,93,103,
		94,95,96,98,99,104,105,106,207,120,		108,109,111,112,114
		121,123,124,127		
cluster1	8	17,25,52,70,76,100,125,129	18	2,16,21,31,41,43,46,49,50,89,91,
				107,110,113,118,121,122,128
cluster2	15	11,23,33,40,42,45,48,51,69,74,78,	34	1,4,6,7,10,12,13,28,29,30,35,36,38,
		92,119,126		44,47,59,66,79,80,83,87,88,94,95,
				96,98,99,104,105,106,120,123,124,
				127
cluster3	18	15,20,32,37,53,55,60,63,64,65,67,	15	11,23,33,40,42,45,48,51,57,69,74,
		71,72,90,97,101,102,117		78,92,119,126
cluster4	24	2,8,14,16,18,21,22,24,26,27,31,41,	18	8,14,17,18,22,24,25,26,27,52,70,76,
		46,49,50,91,110,113,115,116,118,		100,115,116,125,129,130
		122,128,130		
cluster5	27	3,5,9,19,34,39,54,56,58,61,62,68,73,	18	15,20,32,37,53,55,60,63,64,65,67,
		75,77,81,82,84,85,86,93,103,108,		71,72,90,97,101,102,117
		109,111,112,114		

Tabel 4.15 dan Tabel 4.16 menunjukkan 130 dataset yang telah dikelompokkan ke dalam clustering k-means dan clustering x-means, pada Tabel 4.15 kelompok data (k) bernilai 3 artinya adalah dataset telah dikelompokkan berdasarkan 3 cluster bagian (kelompok) yang masing-masing cluster (kelompok) memiliki jumlah data yang berbeda-beda, untuk data yang dikelompokkan berdasarkan clustering k-means jumlah data yang dikelompokkan ke dalam cluster0 berjumlah 42 data meliputi data yang tertera pada kolom Data ke-, jumlah data yang dikelompokkan ke dalam cluster1 berjumlah 28 data, dan jumlah data yang dikelompokkan ke dalam cluster2 berjumlah 60 data dan untuk data yang dikelompokkan berdasarkan clustering x-means jumlah data yang dikelompokkan ke dalam cluster0 berjumlah 60 data, jumlah data yang dikelompokkan ke dalam cluster1 berjumlah 30 data dan jumlah data yang dikelompokkan ke dalam cluster2 berjumlah 40 data, Untuk Tabel 4.16 merupakan tabel pengelompokan dataset ke dalam 6 kelompok data (k=6) dengan clustering k-means dan x-means, untuk pengelompokan data yang dilakukan dengan clustering k-means jumlah data yang termasuk ke dalam cluster0 berjumlah 38

data, jumlah data yang termasuk ke dalam cluster1 sebanyak 8 data, jumlah data yang termasuk ke dalam cluster2 sebanyak 15 data, jumlah data yang termasuk ke dalam cluster3 sebanyak 18 data, jumlah data pada cluster4 berjumlah 24 data dan jumlah data pada cluster5 berjumlah 27 data, dan untuk pengelompokan data yang dilakukan dengan clustering x-means menghasilkan kelompok cluster0 berjumlah 27 data, cluster1 berjumlah 18 data, cluster2 berjumlah 34 data, cluster3 berjumlah 15 data, cluster4 berjumlah 18 data dan cluster5 berjumlah 18 data.

Dari jumlah kelompok dengan $k=3$ dan $k=6$ dengan k-means dan x-means, maka dilakukan analisa clustering menggunakan rumus SSW(Sum of Square Within Cluster) dan SSB(Sum of Square Between Cluster) untuk menguji suatu clustering memiliki pengelompokan yang baik adalah dengan menggunakan hasil maksimal dari SSW dan SSB atau hasil minimal dari SSW dan SSB. Tabel 4.17 merupakan hasil perhitungan SSW dan SSB dan nilai minimal yang dihasilkan dari perbandingan SSW dan SSB serta nilai maksimum dari perbandingan SSW dan SSB.

Tabel 4.17 Hasil Perbandingan SSW(Sum of Square Within Cluster) dan SSB (Sum of Square Between Cluster) dengan Uji Coba 130 Data dengan kelompok $k=3$ dan $k=6$ Menggunakan Clustering K-Means dan X-Means

Jumlah k	kmeans				xmeans			
	SSW	SSB	Min (SSW/SSB)	Max (SSB/SSW)	SSW	SSB	Min (SSW/SSB)	Max (SSB/SSW)
3	0.09	19.27	0.005	209.45	0.09	19.25	0.005	209.18
6	0.03	10.29	0.003	343.27	0.03	10.08	0.003	345.52

Dari hasil uji coba yang ditampilkan pada Tabel 4.17, maka suatu clustering dikatakan baik jika nilai maksimum dari perbandingan SSW dan SSB memiliki nilai paling besar, dan nilai minimum dan dari perbandingan SSW dan SSB memiliki nilai paling kecil. Jika nilai minimum yang dihasilkan sama maka kita dapat memakai hasil maksimum, atau sebaliknya.

Maka berdasarkan Tabel 4.17, hasil minimum perbandingan SSW dan SSB menggunakan clustering k-means dengan $k=3$ dan $k=6$, menunjukkan bahwa kelompok (k) yang memiliki nilai 6 menghasilkan hasil terkecil daripada kelompok (k) yang memiliki nilai 3 ($k=3$), dan hasil maksimum perbandingan SSW dan SSB juga memiliki hasil yang berbeda jauh dan hasilnya menunjukkan bahwa jumlah kelompok cluster (k) yang berjumlah 6 memiliki nilai

maksimum yang terbesar dari pada $k=3$, maka $k=6$ akan dipakai untuk analisa selanjutnya yaitu menentukan nilai bobot rumus gabungan.

Dan jika menggunakan clustering x-means dengan $k=3$ dan $k=6$, hasil minimum perbandingan SSW dan SSB dengan kelompok $k = 6$ kelas memiliki nilai minimum terkecil dibandingkan dengan kelompok $k=3$, nilai maksimum terbesar pun juga dimiliki oleh kelompok $k= 6$, maka dapat disimpulkan cluster dengan jumlah kelompok (k) = 6 memiliki pengelompokan (clustering) yang baik dan akan digunakan untuk analisa selanjutnya.

4.6.2 Analisa Penentuan Nilai Bobot Otomatis Gabungan dengan Clustering K-Means dan X-Means Menggunakan Peluang Kemungkinan

Pada bab pengujian dan analisa ini akan menguji nilai bobot otomatis yang sesuai untuk gabungan klasifikasi teks, emoticon dan titik fitur wajah dengan menggunakan hasil pengelompokan clustering k-means dan x-means menggunakan nilai k yang telah didapat dari hasil pengujian sebelumnya. Pada pengujian ini juga memiliki 3 tahapan proses yaitu dengan menggunakan data uji sebanyak 25 data dan 130 data.

Dari setiap tahap pengujian, nilai k yang dipakai sesuai dengan tahapan pengujian sebelumnya yaitu bila dengan 25 data uji, nilai k (kelompok cluster) yang digunakan adalah 3, dan jika tahapan dengan menggunakan 130 data uji maka nilai k yang dipakai berjumlah 6. jadi 25 data uji menggunakan 3 kelompok kelas bobot dan 130 data uji menggunakan 6 kelompok bobot.

Pada pengujian ini menggunakan peluang kemungkinan, jika menggunakan 3 kelompok bobot maka terdapat 13 kemungkinan (3×2) kemungkinan atau 6 peluang kemungkinan, jika menggunakan 6 kelompok bobot, maka terdapat 13x13 kemungkinan ($6 \times 5 \times 4 \times 3 \times 2$) atau sama dengan 720 kemungkinan.

4.6.2.1 Analisa Penentuan Nilai Bobot Otomatis Gabungan Menggunakan 25 Data Uji

Pada bab ini menjelaskan tentang penentuan nilai bobot otomatis dengan menggunakan 25 data uji. Pada penjelasan sebelumnya, nilai k yang terbaik untuk dipakai pada 25 dataset adalah sebanyak 3 kelompok, maka untuk menentukan nilai bobot gabungan otomatis ini akan menggunakan kombinasi kemungkinan dari 3 kelompok tersebut. 3 kelompok kluster ini dibagi kedalam 3 nama kelas bobot yaitu bobot teks, bobot emoticon dan bobot wajah, yang masing-masing cluster tidak diketahui tergolong kemanakah kelompok cluster tersebut maka digunakanlah sebuah kombinasi kemungkinan untuk menentukan 3 nilai bobot terbaik

dari 25 data pengujian ini. Pada Tabel 4.18 dan 4.20 merupakan tabel kemungkinan menggunakan 3 kelompok kluster (terdapat 13 kombinasi kemungkinan atau sama dengan 6 kelompok kombinasi), untuk Tabel 4.18 menggunakan metode clustering kmeans dan hasil bobot otomatis yang didapatkan dengan menggunakan k-means dapat dilihat pada Tabel 4.19. sedangkan pada Tabel 4.20 menggunakan metode clustering x-means dan hasil bobot dapat dilihat pada Tabel 4.21.

Tabel 4.18 Kombinasi Kemungkinan (k=3) atau 6 Kombinasi Kemungkinan Untuk Menentukan Nilai Bobot Wt, We dan Ww dengan Menggunakan Clustering K-Means dengan 25 Data Uji

k=3 (k-means)										
No	Kemungkinan			Bobot (berdasarkan data)			Bobot (setelah normalisasi)			Bobot Tertinggi
	Cluster0	Cluster1	Cluster2	Wt	We	Ww	Wt	We	Ww	
	5	14	6							
1	Teks	Wajah	Emoticon	5	6	14	0.2	0.24	0.56	Ww
2	Teks	Emoticon	Wajah	5	14	6	0.2	0.56	0.24	We
3	Wajah	Teks	Emoticon	14	6	5	0.56	0.24	0.2	Wt
4	Wajah	Emoticon	Teks	6	14	5	0.24	0.56	0.2	We
5	Emoticon	Wajah	Teks	6	5	14	0.24	0.2	0.56	Ww
6	Emoticon	Teks	Wajah	14	5	6	0.56	0.2	0.24	Wt

Tabel 4.19 Hasil Bobot Kelompok bobot Teks, Wajah dan Emoticon untuk Wt, Ww dan We dengan Menggunakan Clustering K-Means dengan 25 Data Uji

Nama Kelas Bobot	klasifikasi teks	klasifikasi wajah	klasifikasi emoticon
Teks	0.56	0.22	0.22
Wajah	0.22	0.56	0.22
Emoticon	0.22	0.22	0.56

Pada penjelasan sebelumnya yaitu penjelasan mengenai penentuan nilai k, untuk clustering k-means data yang menjadi kelompok cluster0 berjumlah 5 data, cluster1 14 data dan cluster2 berjumlah 6 data, data-data tersebut akan menjadi nilai bobot pada masing-masing kelas bobot di setiap kemungkinan (lihat pada Tabel 4.18), kemudiannilai tersebut akan dinormalisasi sesuai kelasnya, setelah itu dari setiap kemungkinan akan dicari nilai bobot terbesar dan nama bobot dari nilai tersebut akan ditampilkan pada kolom bobot tertinggi. Setelah diketahui bobot tertinggi maka, nilai dari setiap kolom Wt, We dan Ww yang telah dinormalisasi akan dirata-rata sesuai dengan kolom bobot tertingginya dan terbentuklah nilai bobot pada Tabel 4.19.

Nilai bobot yang terbentuk jika dijabarkan dari Tabel 4.19 adalah jika kelas bobot tergolong ke dalam kelompok bobot teks, maka nilai $W_t = 0.56$, $W_w = 0.22$ dan $W_e = 0.22$, jika kelas bobot tergolong ke dalam bobot wajah, maka nilai $W_t = 0.22$, nilai $W_w = 0.56$, dan nilai $W_e = 0.22$, jika kelas bobot tergolong kedalam bobot emoticon maka nilai $W_t = 0.22$, nilai $W_w = 0.22$ dan nilai $W_e = 0.56$.

Tabel 4.20 Kombinasi Kemungkinan (k=3) atau 6 Kombinasi Kemungkinan Untuk Menentukan Nilai Bobot W_t , W_e dan W_w dengan Menggunakan Clustering X-Means dengan 25 Data Uji

k=3 (x-means)										
No	Kemungkinan			Bobot (berdasarkan data)			Bobot (setelah normalisasi)			Bobot Tertinggi
	Cluster0	Cluster1	Cluster2	Wt	We	Ww	Wt	We	Ww	
	6	14	5							
1	Teks	Wajah	Emoticon	6	5	14	0.24	0.2	0.56	Ww
2	Teks	Emoticon	Wajah	6	14	5	0.24	0.56	0.2	We
3	Wajah	Teks	Emoticon	14	5	6	0.56	0.2	0.24	Wt
4	Wajah	Emoticon	Teks	5	14	6	0.2	0.56	0.24	We
5	Emoticon	Wajah	Teks	5	6	14	0.2	0.24	0.56	Ww
6	Emoticon	Teks	Wajah	14	6	5	0.56	0.24	0.2	Wt

Tabel 4.21 Hasil Bobot Kelompok bobot Teks, Wajah dan Emoticon untuk W_t , W_w dan W_e dengan Menggunakan Clustering X-Means dengan 25 Data Uji

Nama Kelas Bobot	klasifikasi teks	klasifikasi wajah	klasifikasi emoticon
Teks	0.56	0.22	0.22
Wajah	0.22	0.56	0.22
Emoticon	0.22	0.22	0.56

Pada Tabel 4.20 merupakan Tabel pengujian kombinasi kemungkinan dari 3 kelompok kluster bobot menggunakan metode cluster X-Means, proses nya sama dengan proses pada k-means karena kelompok kluster yang di dapat juga sebanyak 3 kelompok kluster maka kemungkinannya juga 13 atau 6 kombinasi kemungkinan.

Hanya saja yang membedakannya adalah jumlah data yang terbentuk dari setiap cluster, pada cluster0 terdapat 6 data menjadi kelompok cluster0 tersebut, pada cluster1 terdapat 14 data, dan pada cluster2 terdapat 5 data, maka hasil data tersebut akan disubstitusi kedalam nilai bobot W_t , W_e dan W_w , dan nilai tersebut akan dinormalisasi dari jumlah W_t , W_e dan W_w yang didapat dari jumlah setiap barisnya. Data tersebut kemudian dirata-rata sesuai dengan bobot tertinggi dari kolom bobot tertinggi untuk setiap kolom W_t , W_e dan W_w .

Hasil rata-rata tersebut akan menghasilkan bobot pada setiap klasifikasi teks, emoticon dan wajah (lihat Tabel 4.21) yang merupakan hasil dari rata-rata kolom bobot W_t , W_e dan W_w yang akan dipakai untuk nilai bobot pada proses selanjutnya.

Nilai bobot yang terbentuk jika dijabarkan dari Tabel 4.21 adalah jika kelas bobot tergolong ke dalam kelompok bobot teks, maka nilai $W_t = 0.56$, $W_w = 0.22$ dan $W_e = 0.22$, jika kelas bobot tergolong ke dalam bobot wajah, maka nilai $W_t = 0.22$, nilai $W_w = 0.56$, dan nilai $W_e = 0.22$, jika kelas bobot tergolong kedalam bobot emoticon maka nilai $W_t = 0.22$, nilai $W_w = 0.22$ dan nilai $W_e = 0.56$.

4.6.2.2 Analisa Penentuan Nilai Bobot Otomatis Gabungan Menggunakan 130 Data Uji
Pada point analisa ini menjelaskan untuk penentuan nilai bobot otomatis menggunakan 130 data uji. Pada pengujian ini menggunakan kelompok K sebanyak 6, karena pada pengujian sebelumnya, nilai k yang terbaik hasil perbandingan ratio SSB dan SSW adalah 6 untuk pengujian pada 30 data ini.

Jika kelompok cluster yang digunakan sebanyak 6 maka ada $6!$ (6 faktorial) kombinasi kemungkinan (berjumlah 720 kemungkinan kombinasi kelompok bobot).

Dari jumlah data yang terdapat pada setiap cluster akan menjadi nilai bobot W_t , W_e dan W_w . Pada Tabel 4.22 merupakan Tabel 720 data kombinasi Kemungkinan dengan menggunakan kelompok data yang didapat dengan menggunakan clustering kmeans dan hasil nilai kelompok bobot W_t , W_e dan W_w dapat dilihat pada Tabel 4.23, dan pada Tabel 4.23 merupakan Tabel 720 data kombinasi kemungkinan dengan menggunakan clustering xmeans dan nilai bobot dari hasil clustering xmeans ini dapat dilihat pada Tabel 4.24.

Tabel 4.22 Kombinasi Kemungkinan dari k=6 (720 kemungkinan dari !6) dengan Menggunakan 130 data uji dengan Clustering K-Means

k=6 (k-means)													
No	Kemungkinan						Bobot (berdasarkan data)			Bobot (setelah normalisasi)			Bobot Tertinggi
	C0	C1	C2	C3	C4	C5	Wt	We	Ww	Wt	We	Ww	
	38	8	15	18	24	27							
1	Teks	Wajah	Emot	TW	TE	WE	80	66	53	0.4	0.33	0.27	Wt
2	Teks	Wajah	Emot	TW	WE	TE	83	66	50	0.42	0.33	0.25	Wt
3	Teks	Wajah	Emot	TE	TW	WE	80	60	59	0.4	0.3	0.3	Wt
4	Teks	Wajah	Emot	TE	WE	TW	83	57	59	0.42	0.29	0.3	Wt
5	Teks	Wajah	Emot	WE	TW	TE	89	60	50	0.45	0.3	0.25	Wt
6	Teks	Wajah	Emot	WE	TE	TW	89	57	53	0.45	0.29	0.27	Wt
7	Teks	Emot	Wajah	TW	TE	WE	42	51	60	0.27	0.33	0.39	Ww
8	Teks	Emot	Wajah	TW	WE	TE	45	51	57	0.29	0.33	0.37	Ww
9	Teks	Emot	Wajah	TE	TW	WE	42	45	66	0.27	0.29	0.43	Ww
10	Teks	Emot	Wajah	TE	WE	TW	45	42	66	0.29	0.27	0.43	Ww
11	Teks	Emot	Wajah	WE	TW	TE	51	45	57	0.33	0.29	0.37	Ww
12	Teks	Emot	Wajah	WE	TE	TW	51	42	60	0.33	0.27	0.39	Ww
13	Emot	Teks	Wajah	TW	TE	WE	42	89	60	0.22	0.47	0.31	We
14	Emot	Teks	Wajah	TW	WE	TE	45	89	57	0.24	0.47	0.3	We
15	Emot	Teks	Wajah	TE	TW	WE	42	83	66	0.22	0.43	0.35	We
16	Emot	Teks	Wajah	TE	WE	TW	45	80	66	0.24	0.42	0.35	We
17	Emot	Teks	Wajah	WE	TW	TE	51	83	57	0.27	0.43	0.3	We
18	Emot	Teks	Wajah	WE	TE	TW	51	80	60	0.27	0.42	0.31	We
19	Emot	Wajah	Teks	TW	TE	WE	57	89	53	0.29	0.45	0.27	We
20	Emot	Wajah	Teks	TW	WE	TE	60	89	50	0.3	0.45	0.25	We
21	Emot	Wajah	Teks	TE	TW	WE	57	83	59	0.29	0.42	0.3	We
22	Emot	Wajah	Teks	TE	WE	TW	60	80	59	0.3	0.4	0.3	We
23	Emot	Wajah	Teks	WE	TW	TE	66	83	50	0.33	0.42	0.25	We
24	Emot	Wajah	Teks	WE	TE	TW	66	80	53	0.33	0.4	0.27	We
25	Wajah	Teks	Emot	TW	TE	WE	42	66	83	0.22	0.35	0.43	Ww
26	Wajah	Teks	Emot	TW	WE	TE	45	66	80	0.24	0.35	0.42	Ww
27	Wajah	Teks	Emot	TE	TW	WE	42	60	89	0.22	0.31	0.47	Ww
28	Wajah	Teks	Emot	TE	WE	TW	45	57	89	0.24	0.3	0.47	Ww
29	Wajah	Teks	Emot	WE	TW	TE	51	60	80	0.27	0.31	0.42	Ww
30	Wajah	Teks	Emot	WE	TE	TW	51	57	83	0.27	0.3	0.43	Ww
31	Wajah	Emot	Teks	TW	TE	WE	57	59	83	0.29	0.3	0.42	Ww
32	Wajah	Emot	Teks	TW	WE	TE	60	59	80	0.3	0.3	0.4	Ww
33	Wajah	Emot	Teks	TE	TW	WE	57	53	89	0.29	0.27	0.45	Ww
34	Wajah	Emot	Teks	TE	WE	TW	60	50	89	0.3	0.25	0.45	Ww
35	Wajah	Emot	Teks	WE	TW	TE	66	53	80	0.33	0.27	0.4	Ww

Lanjutan **Tabel 4.22** Kombinasi Kemungkinan dari $k=6$ (720 kemungkinan dari $!6$) dengan Menggunakan 130 data uji dengan *Clustering K-Means*

k=6 (k-means)													
No	Kemungkinan						Bobot (berdasarkan data)			Bobot (setelah normalisasi)			Bobot Tertinggi
	C0	C1	C2	C3	C4	C5	Wt	We	Ww	Wt	We	Ww	
	38	8	15	18	24	27							
36	Wajah	Emot	Teks	WE	TE	TW	66	50	83	0.33	0.25	0.42	Ww
..
720	WE	Wajah	TE	TW	Emot	Teks	60	77	64	0.3	0.38	0.32	We

Tabel 4.23 Hasil Bobot Kelompok bobot Teks, Wajah dan Emoticon untuk Wt,Ww dan We dengan Menggunakan *Clustering K-Means* dengan 130 Data Uji

Nama Kelas Bobot	klasifikasi Teks	klasifikasi Wajah	klasifikasi Emoticon
Teks	0.4	0.3	0.3
Wajah	0.3	0.4	0.3
Emoticon	0.3	0.3	0.4
TW	0.35	0.35	0.3
TE	0.35	0.3	0.35
WE	0.3	0.35	0.35

Sama seperti penjelasan sebelumnya pada analisa menentukan nilai bobot dengan menggunakan 25 data uji, perbedaan menggunakan 130 data uji ini terdapat pada jumlah kemungkinan yang dianalisa yang tergantung pada jumlah k, pada pengujian 130 ini hasil dari perbandingan SSW dan SSB yang dianalisa pada pengujian sebelumnya didapati k terbaik dengan jumlah 6 kelompok daripada 3 kelompok, maka kemungkinan kombinasi adalah nilai faktorial dari k.

Proses dan tahapan dari substitusi data untuk mendapatkan nilai Wt,Ww dan We tidak sama dengan pada pengujian pada 25 data, pada pengujian ini kelompok bobot yang digunakan sebanyak 6 kelas bobot yang meliputi kelas bobot Teks, Wajah,Emoticon, TW (Teks dan Wajah),TE (Teks dan Emoticon) dan WE (Wajah dan Emoticon) dapat dilihat ada Tabel 4.23.

Proes ketidaksamaan ini dikarenakan karena ukuran k yang tidak sama, jika pada pengujian 25 data uji, k yang dipakai sama dengan k jumlah bobot (Wt,Wedan Ww) yaitu berjumlah 3. Dan pada pengujian ini menggunakan 6 kelompok jadi cara untuk substitusi jumlah data pada tiap kluster ke dalam bobot Wt,We dan Ww juga tidak sama, untuk bobot Wt akan menjumlah data pada kluster yang dimungkinkan sebagai bobot teks yaitu TW, TE dan WE pada setiap barisnya, begitu pula seterusnya untuk Ww dan We. We akan menjumlahkan

data pada data yang dimungkinkan sebagai bobot Emoticon yaitu Emot,TE dan WE, dan Ww jug akan menjumlahkan data yang berasal dari kemungkinan Wajah,TW dan WE.

Dari hasil penjumlahan tersebut ditampilkan pada kolom Wt,We dan Ww (kolom Bobot(berdasarka data)) lihat Tabel 4.22, nilai pada kolom tersebut masing-masing kolom Wt,We dan Ww akan dinormalisasi atau dibagi dengan jumlah dari nilai-nilai tersebut dan menghasilkan nilai-nilai bobot yang berada pada kolom hasil normalisasi (Lihat Tabel 4.22), setelah mendapatkan nilai normalisasi proses selanjutnya adalah mendapatkan nilai di masing-masing kelas bobot, yang berbeda dengan pengujian 3 kelompok bobot adalah pada pemberian nilai bobot untuk TW,TE dan WE, nilai bobot didapatkan dari penjumlahan pada kolom wt yang bobot tertingginya merupakan bobot Wt dan Ww kemudian nilai penjumlahan tersebut dilakukan rata-rata (untuk TW), dan proses untuk TE dan WE juga sama dengan penelasan untuk memeproleh bobot TW.

Dan hasilnya bila Tabel 4.23 dijabarkan adalah sebagai berikut, jika kelas bobot tergolong ke dalam kelompok bobot teks, maka nilai $Wt = 0.4$, $Ww = 0.3$ dan $We = 0.3$, jika kelas bobot tergolong ke dalam bobot wajah, maka nilai $Wt = 0.3$, nilai $Ww = 0.4$, dan nilai $We = 0.3$, jika kelas bobot tergolong kedalam bobot emoticon maka nilai $Wt = 0.3$, nilai $Ww = 0.3$ dan nilai $We = 0.4$, jika kelas bobot tergolong kedalam bobot TW maka nilai $Wt = 0.35$, nilai $Ww = 0.35$ dan nilai $We = 0.3$,jika kelas bobot tergolong kedalam bobot TE maka nilai $Wt = 0.35$, nilai $Ww = 0.3$ dan nilai $We = 0.35$, jika kelas bobot tergolong kedalam bobot WE maka nilai $Wt = 0.3$, nilai $Ww = 0.35$ dan nilai $We = 0.35$.

Tabel 4.24 Kombinasi Kemungkinan dari $k=6$ (720 kemungkinan dari $!6$) dengan Menggunakan 130 data uji dengan Clustering X-Means

k=6 (x-means)													
No	Kemungkinan						Bobot (berdasarkan data)			Bobot (setelah normalisasi)			Bobot Tertinggi
	C0	C1	C2	C3	C4	C5	Wt	We	Ww	Wt	We	Ww	
	27	18	34	15	18	18							
1	Teks	Wajah	Emot	TW	TE	WE	60	70	51	0.33	0.39	0.28	We
2	Teks	Wajah	Emot	TW	WE	TE	60	70	51	0.33	0.39	0.28	We
3	Teks	Wajah	Emot	TE	TW	WE	60	67	54	0.33	0.37	0.3	We
4	Teks	Wajah	Emot	TE	WE	TW	60	67	54	0.33	0.37	0.3	We
5	Teks	Wajah	Emot	WE	TW	TE	63	67	51	0.35	0.37	0.28	We
6	Teks	Wajah	Emot	WE	TE	TW	63	67	51	0.35	0.37	0.28	We
7	Teks	Emot	Wajah	TW	TE	WE	33	36	67	0.24	0.26	0.49	Ww
8	Teks	Emot	Wajah	TW	WE	TE	33	36	67	0.24	0.26	0.49	Ww

Lanjutan **Tabel 4.24** Kombinasi Kemungkinan dari k=6 (720 kemungkinan dari !6) dengan Menggunakan 130 data uji dengan *Clustering X-Means*

k=6 (x-means)													
No	Kemungkinan						Bobot (berdasarkan data)			Bobot (setelah normalisasi)			Bobot Tertinggi
	C0	C1	C2	C3	C4	C5	Wt	We	Ww	Wt	We	Ww	
	27	18	34	15	18	18							
9	Teks	Emot	Wajah	TE	TW	WE	33	33	70	0.24	0.24	0.51	Ww
10	Teks	Emot	Wajah	TE	WE	TW	33	33	70	0.24	0.24	0.51	Ww
11	Teks	Emot	Wajah	WE	TW	TE	36	33	67	0.26	0.24	0.49	Ww
12	Teks	Emot	Wajah	WE	TE	TW	36	33	67	0.26	0.24	0.49	Ww
13	Emot	Teks	Wajah	TW	TE	WE	33	63	67	0.2	0.39	0.41	Ww
14	Emot	Teks	Wajah	TW	WE	TE	33	63	67	0.2	0.39	0.41	Ww
15	Emot	Teks	Wajah	TE	TW	WE	33	60	70	0.2	0.37	0.43	Ww
16	Emot	Teks	Wajah	TE	WE	TW	33	60	70	0.2	0.37	0.43	Ww
17	Emot	Teks	Wajah	WE	TW	TE	36	60	67	0.22	0.37	0.41	Ww
18	Emot	Teks	Wajah	WE	TE	TW	36	60	67	0.22	0.37	0.41	Ww
19	Emot	Wajah	Teks	TW	TE	WE	67	63	51	0.37	0.35	0.28	Wt
20	Emot	Wajah	Teks	TW	WE	TE	67	63	51	0.37	0.35	0.28	Wt
21	Emot	Wajah	Teks	TE	TW	WE	67	60	54	0.37	0.33	0.3	Wt
22	Emot	Wajah	Teks	TE	WE	TW	67	60	54	0.37	0.33	0.3	Wt
23	Emot	Wajah	Teks	WE	TW	TE	70	60	51	0.39	0.33	0.28	Wt
24	Emot	Wajah	Teks	WE	TE	TW	70	60	51	0.39	0.33	0.28	Wt
25	Wajah	Teks	Emot	TW	TE	WE	33	70	60	0.2	0.43	0.37	We
26	Wajah	Teks	Emot	TW	WE	TE	33	70	60	0.2	0.43	0.37	We
27	Wajah	Teks	Emot	TE	TW	WE	33	67	63	0.2	0.41	0.39	We
28	Wajah	Teks	Emot	TE	WE	TW	33	67	63	0.2	0.41	0.39	We
29	Wajah	Teks	Emot	WE	TW	TE	36	67	60	0.22	0.41	0.37	We
30	Wajah	Teks	Emot	WE	TE	TW	36	67	60	0.22	0.41	0.37	We
31	Wajah	Emot	Teks	TW	TE	WE	67	54	60	0.37	0.3	0.33	Wt
32	Wajah	Emot	Teks	TW	WE	TE	67	54	60	0.37	0.3	0.33	Wt
33	Wajah	Emot	Teks	TE	TW	WE	67	51	63	0.37	0.28	0.35	Wt
34	Wajah	Emot	Teks	TE	WE	TW	67	51	63	0.37	0.28	0.35	Wt
35	Wajah	Emot	Teks	WE	TW	TE	70	51	60	0.39	0.28	0.33	Wt
36	Wajah	Emot	Teks	WE	TE	TW	70	51	60	0.39	0.28	0.33	Wt
.
720	WE	Wajah	TE	TW	Emot	Teks	67	79	60	0.33	0.38	0.29	WE

Tabel 4.25 Hasil Bobot Kelompok bobot Teks, Wajah dan Emoticon untuk W_t , W_w dan W_e dengan Menggunakan Clustering X-Means dengan 130 Data Uji

Nama Kelas Bobot	klasifikasi Teks	klasifikasi Wajah	klasifikasi Emoticon
Teks	0.38	0.31	0.31
Wajah	0.31	0.38	0.31
Emoticon	0.31	0.31	0.38
TW	0.35	0.35	0.3
TE	0.35	0.3	0.35
WE	0.3	0.35	0.35

Untuk tahapan proses pada Tabel 4.24 ini juga sama dengan pada proses sebelumnya, hanya saja pada Tabel 4.24 ini pengujiannya menggunakan clustering xmeans dan jumlah data yang didapat tiap cluster juga beda dengan clustering kmeans. Maka nilai bobot akhir yang dihasilkan (lihat Tabel 4.25) juga berbeda dengan pada Tabel 4.23.

Dan hasilnya bila Tabel 4.25 dijabarkan adalah sebagai berikut, jika kelas bobot tergolong ke dalam kelompok bobot teks, maka nilai $W_t = 0.38$, $W_w = 0.31$ dan $W_e = 0.31$, jika kelas bobot tergolong ke dalam bobot wajah, maka nilai $W_t = 0.31$, nilai $W_w = 0.38$, dan nilai $W_e = 0.31$, jika kelas bobot tergolong kedalam bobot emoticon maka nilai $W_t = 0.31$, nilai $W_w = 0.31$ dan nilai $W_e = 0.38$, jika kelas bobot tergolong kedalam bobot TW maka nilai $W_t = 0.35$, nilai $W_w = 0.35$ dan nilai $W_e = 0.3$, jika kelas bobot tergolong kedalam bobot TE maka nilai $W_t = 0.35$, nilai $W_w = 0.3$ dan nilai $W_e = 0.35$, jika kelas bobot tergolong kedalam bobot WE maka nilai $W_t = 0.3$, nilai $W_w = 0.35$ dan nilai $W_e = 0.35$.

4.6.3 Menentukan Kelompok Bobot Yang Sesuai dari Cluster Yang Terbentuk

Setelah proses tahapan mencari nilai bobot otomatis, pada point ini kita menginjak rangkaian tahapan berikutnya yaitu adalah tahapan analisa untuk mendapatkan kelompok yang sesuai tiap cluster yang didapat.

Tahapan ini juga melibatkan pengujian untuk 25 data dan 130 data uji, dengan mendapatkan kelompok bobot yang sesuai tiap cluster maka nilai bobot dari pengujian sebelumnya bisa disubstitusikan dan diujikan ke dalam tiap data pengujian 25 data uji dan 130 data uji yang dijelaskan pada point selanjutnya (point 4.6.4).

4.6.3.1 Analisa Menentukan Kelompok Bobot Yang Sesuai dari Cluster Yang Terbentuk dengan Menggunakan 25 data Uji

Pengujian ini merupakan pengujian pada 25 dataset untuk menentukan kelas bobot terbaik pada tiap cluster. Sebelumnya untuk menentukan kelompok awal pada tiap data adalah dengan melihat nilai probabilitas di kolom emosi teks dan wajah, untuk emoticon tidak dilihat karena nilai probabilitas emoticon terbesar sudah pasti sama dengan label yang diinginkan pengguna, kelompok awal sama dengan jumlah bobot Wt, We dan We yaitu sebanyak 3 kelompok penjelasan kelompok awal dapat dilihat pada Tabel 4.26.

Tabel 4.26 Penentuan Bobot Awal dengan Menggunakan Nilai Probabilitas Tertinggi dari Teks dan Wajah sesuai Label Yang Diinginkan Pengguna Melalui Emoticon, dan Pemetaan dari Hasil Cluster K-Means dan X-Means ke Dalam Bobot Awal (25 Data Uji)

No	PMT	PMW	PJT	PJW	PTT	PTW	PSenT	PSenW	PSedT	PSedW	Kel	Cluster	
												k	x
1	0.44	1	0.1	0	0.3	0	0.1	0	0.1	0	Wajah/Teks	C1	C1
2	0.24	0.15	0.07	0	0.4	0	0.08	0	0.21	0.85	Emot	C2	C0
3	0.5	1	0.39	0	0.05	0	0.03	0	0.03	0	Wajah/Teks	C1	C1
4	0.38	0.89	0.02	0	0.58	0	0.01	0	0.02	0.11	Wajah	C1	C1
5	0.39	1	0.28	0	0.02	0	0.05	0	0.25	0	Wajah/Teks	C1	C1
6	0.29	0.48	0.2	0	0.1	0	0.1	0	0.49	0.52	Emot	C2	C0
7	0.02	0	0.79	1	0.2	0	0.3	0	0.14	0	Wajah/Teks	C1	C1
8	0.04	0	0.62	1	0.08	0	0.17	0	0.09	0	Wajah/Teks	C1	C1
9	0.04	0.07	0.32	0	0.02	0	0.53	0	0.1	0.93	Emot	C2	C0
10	0.09	0	0.12	1	0.07	0	0.19	0	0.54	0	Wajah	C1	C1
11	0.05	0.17	0.07	0	0.25	0	0.39	0	0.24	0.83	Emot	C2	C0
12	0.01	0	0	0.9	0.96	0	0.01	0	0.03	0	Teks	C0	C2
13	0.24	0	0.15	0	0.2	1	0.3	0	0.11	0	Wajah	C1	C1
14	0	0.99	0	0	0.99	0	0	0	0	0	Teks	C0	C2
15	0.23	0.1	0.13	0	0.23	0.03	0.28	0	0.14	0.87	Emot	C2	C0
16	0.08	0	0.03	0.21	0.25	0	0.24	0.79	0.39	0	Wajah	C1	C1
17	0.14	0	0.07	0.64	0.08	0	0.57	0.36	0.13	0	Teks	C0	C2
18	0.01	0.07	0.01	0	0.04	0	0.67	0	0.28	0.93	Teks	C0	C2
19	0.15	0	0.01	0	0.01	0.58	0.79	0	0.04	0.42	Teks	C0	C2
20	0	0	0.01	0.04	0.01	0	0.87	0.96	0.11	0	Wajah/Teks	C1	C1
21	0.02	0.85	0.03	0	0.06	0.15	0.74	0	0.16	0	Emot	C2	C0
22	0.1	0	0.02	0	0.03	0	0.04	0	0.8	1	Wajah/Teks	C1	C1
23	0.09	0	0.17	0	0.17	0	0.07	0.06	0.5	0.94	Wajah/Teks	C1	C1
24	0.35	0.03	0.14	0.03	0.25	0	0.03	0	0.23	0.94	Wajah	C1	C1
25	0.2	0.01	0.15	0	0.11	0	0.13	0	0.41	0.99	Wajah/Teks	C1	C1

Rule untuk menentukan kelompok awal pada pengujian data sebanyak 25 ini adalah sebagai berikut, jika dalam suatu individu adalah berlabel emosi marah, maka jika probabilitas tertinggi pada teks dalam suatu individu tersebut adalah probabilitas marah dan probabilitas tertinggi wajah pada individu tersebut adalah probabilitas marah maka kelompok awal pada individu tersebut merupakan kelompok bobot Wajah /Teks, jika probabilitas tertinggi pada teks dalam individu tersebut adalah probabilitas jijik atau emosi lainnya selain emosi marah dan probabilitas tertinggi pada wajah dalam individu tersebut adalah probabilitas marah maka kelompok awal pada individu tersebut merupakan kelompok bobot Wajah, dan jika probabilitas tertinggi pada teks dalam individu tersebut adalah probabilitas marah dan probabilitas tertinggi pada wajah dalam individu tersebut adalah probabilitas jijik atau emosi lainnya selain emosi marah maka kelompok awal pada individu tersebut merupakan kelompok bobot Teks dan jika probabilitas tertinggi pada teks dalam individu tersebut adalah probabilitas selain emosi marah dan probabilitas tertinggi pada wajah dalam individu tersebut adalah probabilitas selain emosi marah juga maka kelompok awal pada individu tersebut merupakan kelompok bobot Emoticon.

Setelah dilakukan pengelompokan bobot awal berdasarkan nilai probabilitas tertinggi, maka tahapan selanjutnya adalah menguji kualitas dari clustering kmeans dalam pengujian 25 data ini apakah sudah sesuai dengan bobot awal yang ditentukan dengan ketentuan nilai probabilitas tertinggi. Dengan menghitung banyaknya cluster yang tergolong kedalam tiap kelompok maka pada Tabel 4.27 merupakan hasil data dari pemetaan kelompok awal dan cluster yang didapat dari proses clustering.

Tabel 4.27 Hasil Jumlah Data Yang Didaptkan dari Proses Pemetaan Cluster K-Means dan X-Means ke dalam Bobot Awal.

	kmeans			xmeans		
	c0	c1	c2	c0	c1	c2
Teks	5	9	0	0	9	5
Wajah	0	14	0	0	14	0
Emoticon	0	0	6	6	0	0
jumlah	5	23	6	6	23	5

Pada Tabel 4.27 merupakan hasil dari pemetaan dari proses clustering ke dalam kelompok bobot awal (lihat juga pada Tabel 4.26), hasil dari Tabel 4.26 adalah Tabel 4.27, proses perhitungan dari tiap cluster dapat dilihat pada Tabel 4.27, dan didapatkan

untuk clustering kmeans, jumlah cluster0 yang berada pada kelompok bobot teks adalah sebanyak 5 data, cluster1 yang berada pada kelompok bobot teks adalah sebanyak 9, dan cluster2 yang berada pada kelompok bobot teks adalah sebanyak 0 data, dan untuk jumlah cluster0 yang berada pada kelompok bobot wajah adalah sebanyak 0 data, cluster1 yang berada pada kelompok bobot wajah adalah sebanyak 14, dan cluster2 yang berada pada kelompok bobot wajah adalah sebanyak 0 data, dan untuk jumlah cluster0 yang berada pada kelompok bobot emoticon adalah sebanyak 0 data, cluster1 yang berada pada kelompok bobot emoticon adalah sebanyak 0, dan cluster2 yang berada pada kelompok bobot emoticon adalah sebanyak 6 data

Untuk clustering xmeans, jumlah cluster0 yang berada pada kelompok bobot teks adalah sebanyak 0 data, cluster1 yang berada pada kelompok bobot teks adalah sebanyak 9, dan cluster2 yang berada pada kelompok bobot teks adalah sebanyak 5 data, dan untuk jumlah cluster0 yang berada pada kelompok bobot wajah adalah sebanyak 0 data, cluster1 yang berada pada kelompok bobot wajah adalah sebanyak 14, dan cluster2 yang berada pada kelompok bobot wajah adalah sebanyak 0 data, dan untuk jumlah cluster0 yang berada pada kelompok bobot emoticon adalah sebanyak 6 data, cluster1 yang berada pada kelompok bobot emoticon adalah sebanyak 0, dan cluster2 yang berada pada kelompok bobot emoticon adalah sebanyak 0 data

Maka disimpulkan berdasarkan Tabel 4.27 terdapat 2 kelompok yang sama pada cluster1 baik dengan menggunakan kmeans maupun xmeans, yaitu cluster1 dikelompokkan ke dalam kelompok bobot teks dan wajah, maka untuk mengatasi keraguan ini akan digunakan tabel uji coba kemungkinan kombinasi kelompok bobot dengan kombinasi sebanyak !3 (6 data) yang dapat dilihat pada Tabel 4.28.

Tabel 4.28 Tabel Kombinasi Kemungkinan sebanyak !3 (6 data)

k=3							
No	Kemungkinan			Missclassified		Error Ratio	
	C0	C1	C2	kmeans	xmeans	kmeans	xmeans
1	Teks	Wajah	Emoticon	9	20	36	80
2	Teks	Emoticon	Wajah	6	11	24	44
3	Wajah	Teks	Emoticon	19	25	76	100
4	Wajah	Emoticon	Teks	11	6	44	24
5	Emoticon	Wajah	Teks	20	9	80	36
6	Emoticon	Teks	Wajah	25	19	100	76
Jumlah				6	6	24	24

Dapat dilihat pada Tabel 4.28, bahwa kelompok kombinasi yang memiliki error terkecil untuk clustering kmeans yaitu sebesar 24% terdapat pada no 2 (pada Tabel 4.28) adalah kombinasi bobot meliputi cluster0 merupakan kelompok bobot Teks, cluster1 merupakan kelompok bobot emoticon, cluster2 merupakan kelompok bobot wajah, dan untuk kombinasi dengan menggunakan clustering xmeans error kombinasi kelompok terkecil terdapat pada no 4 yaitu sebesar 24%, dengan cluster0 merupakan kelompok bobot wajah, cluster1 merupakan kelompok bobot emoticon, cluster2 merupakan kelompok bobot teks. Hasil pengujian ini akan dipakai untuk pengujian berikutnya yaitu analisa gabungan dengan menggunakan nilai otomatis yang diuji dan dianalisa pada pembahasan sebelumnya dengan kelompok yang sudah dihasilkan yaitu pada pembahasan ini, yaitu dengan mensubstitusikan nilai dan kelompok yang didapat dengan matriks hasil probabilitas gabungan.

4.6.3.2 Analisa Menentukan Kelompok Bobot Yang Sesuai dari Cluster Yang Terbentuk dengan Menggunakan 130 data Uji

Pada pengujian adalah pengujian menentukan kelompok bobot yang tepat dengan menggunakan pengujian 130 data dan pada pengujian ini menggunakan jumlah kelompok k menggunakan 6 kelompok data (nilai $k = 6$).

Untuk kelompok bobot awal, rule yang dipakai adalah jika dalam suatu individu adalah berlabel emosi marah, maka jika probabilitas tertinggi pada klasifikasi teks dalam suatu individu tersebut adalah probabilitas marah dan probabilitas tertinggi pada klasifikasi wajah merupakan probabilitas marah maka kelompok awal pada individu tersebut merupakan kelompok bobot TW, jika probabilitas tertinggi pada teks dalam individu tersebut adalah probabilitas selain emosi marah dan probabilitas tertinggi pada wajah dalam individu tersebut adalah probabilitas marah maka kelompok awal pada individu tersebut merupakan kelompok bobot WE, dan jika probabilitas tertinggi pada teks dalam individu tersebut adalah probabilitas marah dan probabilitas tertinggi pada wajah dalam individu tersebut adalah probabilitas selain emosi marah maka kelompok awal pada individu tersebut merupakan kelompok bobot TE dan jika probabilitas tertinggi pada teks dalam individu tersebut adalah probabilitas selain emosi marah dan probabilitas tertinggi pada wajah dalam individu tersebut adalah probabilitas selain emosi marah juga maka

kelompok awal pada individu tersebut merupakan kelompok bobot Emoticon (lihat Tabel 4.29)

Tabel 4.29 Penentuan Bobot Awal dengan Menggunakan Nilai Probabilitas Tertinggi dari Teks dan Wajah sesuai Label Yang Diinginkan Pengguna Melalui Emoticon, dan Pemetaan dari Hasil Cluster K-Means dan X-Means ke Dalam Bobot Awal (130 Data Uji)

No	PMT	PMW	PJT	PJW	PTT	PTW	PSenT	PSenW	PSedT	PSedW	kel	Cluster	
												K	X
1	0.96	1	0.03	0	0.01	0	0	0	0	0	TW	C0	C2
2	0.69	0.98	0.24	0	0.01	0	0.02	0	0.04	0.02	TW	C4	C1
3	0.92	0	0.01	0	0	0	0.01	0	0.05	1	TE	C5	C0
4	0.93	1	0.03	0	0	0	0	0	0.03	0	TW	C0	C2
5	0.96	0	0.01	0.99	0.02	0.01	0.01	0	0.01	0	TE	C5	C0
6	0.93	0.89	0	0	0.02	0	0	0	0.04	0.11	TW	C0	C2
7	0.99	1	0	0	0	0	0	0	0.01	0	TW	C0	C2
8	0.44	1	0.1	0	0.3	0	0.1	0	0.1	0	TW	C4	C4
9	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	TE	C5	C0
10	0.98	0.57	0.01	0	0	0	0.01	0	0	0.43	TW	C0	C2
11	0.38	0	0.02	0	0.58	0	0.01	0	0.02	1	Emot	C2	C3
12	0.94	1	0.04	0	0	0	0	0	0.02	0	TW	C0	C2
13	0.91	0.98	0.07	0	0	0	0	0	0.01	0.02	TW	C0	C2
14	0.5	0.79	0.39	0	0.05	0	0.03	0	0.03	0.21	TW	C4	C4
15	0.39	0.06	0.28	0	0.02	0	0.05	0	0.25	0.94	TE	C3	C5
16	0.7	0.82	0.16	0	0.03	0	0.04	0	0.07	0.18	TW	C4	C1
17	0.24	1	0.07	0	0.4	0	0.08	0	0.21	0	WE	C1	C4
18	0.43	1	0.21	0	0.03	0	0.09	0	0.24	0	TW	C4	C4
19	0.95	0	0.01	0	0	1	0	0	0.04	0	TE	C5	C0
20	0.52	0.15	0.23	0	0.06	0	0.03	0	0.16	0.85	TE	C3	C5
21	0.55	0.93	0.37	0	0.01	0	0.01	0	0.06	0.07	TW	C4	C1
1	0.44	1	0.1	0	0.3	0	0.1	0	0.1	0	TW	C4	C4
2	0.24	0.15	0.07	0	0.4	0	0.08	0	0.21	0.85	Emot	C2	C3
3	0.5	1	0.39	0	0.05	0	0.03	0	0.03	0	TW	C4	C4
4	0.38	0.89	0.02	0	0.58	0	0.01	0	0.02	0.11	WE	C1	C4
5	0.39	1	0.28	0	0.02	0	0.05	0	0.25	0	TW	C4	C4
22	0.37	0	0.41	1	0.01	0	0.02	0	0.19	0	TW	C4	C4
23	0.01	0	0.97	1	0.01	0	0.01	0	0.01	0	TW	C0	C2
24	0.02	0	0.88	1	0.09	0	0.01	0	0	0	TW	C0	C2
25	0	0	0.97	1	0.02	0	0	0	0.01	0	TW	C0	C2
26	0.04	0	0.62	0.99	0.08	0	0.17	0.01	0.09	0	TW	C4	C1
27	0.12	1	0.53	0	0.12	0	0.07	0	0.15	0	TE	C3	C5
28	0.29	0	0.2	0	0.01	0	0.01	0	0.49	1	Emot	C2	C3

Lanjutan **Tabel 4.29** Penentuan Bobot Awal dengan Menggunakan Nilai Probabilitas Tertinggi dari Teks dan Wajah sesuai Label Yang Diinginkan Pengguna Melalui Emoticon, dan Pemetaan dari Hasil Cluster K-Means dan X-Means ke Dalam Bobot Awal (130 Data Uji)

No	PMT	PMW	PJT	PJW	PTT	PTW	PSenT	PSenW	PSedT	PSedW	kel	Cluster	
												K	X
29	0.02	0	0.79	0	0.02	0	0.03	0	0.14	1	TE	C5	C0
30	0	0	0.98	1	0	0	0.01	0	0	0	TW	C0	C2
31	0.01	0	0.99	0.89	0	0.01	0	0.08	0	0.02	TW	C0	C2
32	0.39	0.07	0.56	0	0.02	0	0.01	0	0.02	0.93	TE	C3	C5
33	0	0	0.99	1	0	0	0	0	0.01	0	TW	C0	C2
34	0	0.48	0.98	0	0.01	0	0	0	0	0.52	TE	C5	C0
35	0.09	0	0.12	0	0.07	1	0.19	0	0.54	0	Emot	C2	C3
36	0.08	0	0.55	1	0.16	0	0.11	0	0.11	0	TW	C4	C1
37	0.04	0	0.32	0.02	0.02	0	0.53	0.98	0.1	0	Emot	C2	C3
38	0.16	0	0.77	1	0.03	0	0.02	0	0.03	0	TW	C0	C1
39	0	0	0.86	0.78	0.07	0	0.06	0	0.02	0.21	TW	C0	C2
40	0.84	0.17	0.15	0	0	0	0	0	0	0.83	Emot	C2	C3
41	0.14	0	0.56	0.99	0.06	0	0.12	0.01	0.12	0	TW	C4	C1
42	0.02	0	0.97	1	0	0	0	0	0.01	0	TW	C0	C2
6	0.29	0.48	0.2	0	0.1	0	0.1	0	0.49	0.52	Emot	C2	C3
7	0.02	0	0.79	1	0.2	0	0.3	0	0.14	0	TW	C4	C1
8	0.04	0	0.62	1	0.08	0	0.17	0	0.09	0	TW	C4	C1
9	0.04	0.07	0.32	0	0.02	0	0.53	0	0.1	0.93	Emot	C2	C3
10	0.09	0	0.12	1	0.07	0	0.19	0	0.54	0	WE	C1	C4
43	0.09	0.33	0.07	0.29	0.44	0.37	0.32	0	0.08	0.01	TW	C3	C5
44	0.01	0	0	0	0.96	0	0.01	0	0.03	1	TE	C5	C0
45	0.04	0	0.25	0	0.55	0	0.09	0	0.07	1	TE	C3	C5
46	0	1	0	0	0.99	0	0	0	0.01	0	TE	C5	C0
47	0.05	0	0.07	0.9	0.25	0	0.39	0	0.24	0.09	Emot	C2	C3
48	0	1	0	0	0.99	0	0	0	0	0	TE	C5	C0
49	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	TW	C0	C2
50	0.03	0	0.01	0	0.74	0	0	0	0.22	1	TE	C3	C5
51	0	0	0.05	0	0.94	0	0	1	0	0	TE	C5	C0
52	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	TE	C5	C0
53	0.01	0	0	0	0.69	0	0.25	0	0.05	1	TE	C3	C5
54	0.02	0.99	0.36	0	0.56	0	0.03	0	0.03	0.01	TE	C3	C5
55	0	0	0.22	0	0.76	0	0	0	0.01	1	TE	C3	C5
56	0.01	0	0.04	0	0.87	1	0.04	0	0.04	0	TW	C0	C2
57	0.13	0	0.13	1	0.42	0	0.16	0	0.16	0	TE	C3	C5
58	0	0.99	0.03	0	0.97	0	0	0	0	0.01	TE	C5	C0
59	0.23	0	0.13	0	0.23	0	0.28	1	0.14	0	Emot	C2	C3
60	0.24	0	0.15	0	0.2	1	0.3	0	0.11	0	WE	C1	C4

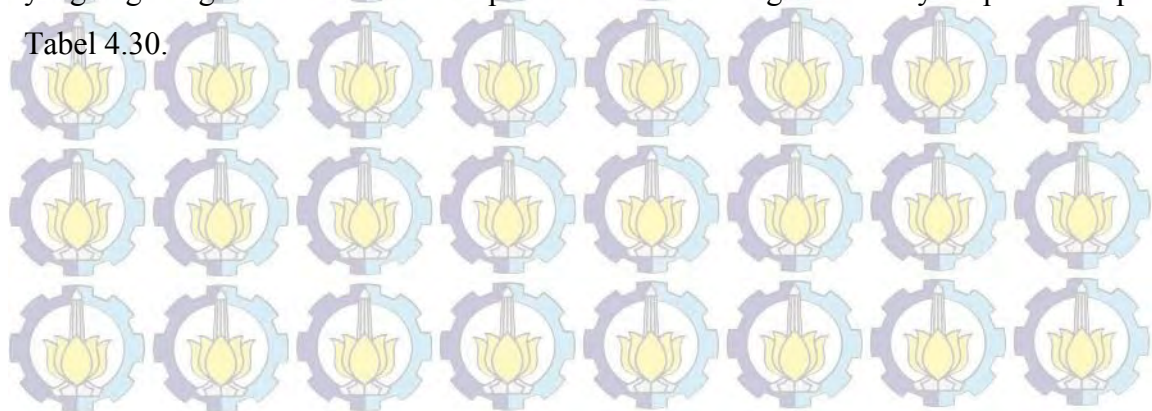
Lanjutan **Tabel 4.29** Penentuan Bobot Awal dengan Menggunakan Nilai Probabilitas Tertinggi dari Teks dan Wajah sesuai Label Yang Diinginkan Pengguna Melalui Emoticon, dan Pemetaan dari Hasil Cluster K-Means dan X-Means ke Dalam Bobot Awal (130 Data Uji)

No	PMT	PMW	PJT	PJW	PTT	PTW	PSenT	PSenW	PSedT	PSedW	kel	Cluster	
												K	X
61	0.1	0.1	0.07	0	0.73	0.03	0.01	0	0.09	0.87	TE	C3	C5
62	0.21	0	0.02	0	0.66	0.02	0.05	0	0.05	0.98	TE	C3	C5
63	0	0	0	0	0.85	0	0	0	0.14	1	TE	C5	C0
11	0.05	0.17	0.07	0	0.25	0	0.39	0	0.24	0.83	Emot	C2	C3
12	0.01	0	0	0.9	0.96	0	0.01	0	0.03	0	TE	C5	C0
13	0.24	0	0.15	0	0.2	1	0.3	0	0.11	0	WE	C1	C4
14	0	0.99	0	0	0.99	0	0	0	0	0	TE	C5	C0
15	0.23	0.1	0.13	0	0.23	0.03	0.28	0	0.14	0.87	Emot	C2	C3
64	0	0	0	0.21	0	0	0.99	0.79	0	0	TW	C0	C2
65	0.01	0	0.01	0	0.03	0	0.83	1	0.13	0	TW	C0	C2
66	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	TE	C5	C0
67	0	0	0	0.99	0	0	1	0.01	0	0	TE	C5	C0
68	0	0	0.01	0	0	0	0.92	1	0.07	0	TW	C0	C2
69	0.09	0	0	0.64	0	0	0.9	0.36	0	0	TE	C5	C0
70	0.02	0	0.01	0	0.01	0.99	0.94	0.01	0.02	0	TE	C5	C0
71	0.01	0	0.03	0	0	0.01	0.89	0	0.07	0.99	TE	C5	C0
72	0.03	0	0	0.02	0.01	0	0.83	0.98	0.13	0	TW	C0	C2
73	0	0	0	0	0	0	0.99	1	0.01	0	TW	C0	C2
74	0.15	0	0.01	0.04	0.01	0	0.79	0.96	0.04	0	TW	C0	C1
75	0.01	0	0.01	0	0.04	0	0.67	0	0.28	1	TE	C3	C5
76	0.14	0	0.07	0.13	0.08	0	0.57	0.87	0.13	0	TW	C4	C1
77	0.08	0.07	0.03	0	0.25	0	0.24	0	0.39	0.93	Emot	C2	C3
78	0.01	0	0.03	0	0	0.58	0.8	0	0.16	0.42	TE	C5	C0
79	0	0	0.01	0	0.01	0	0.87	1	0.11	0	TW	C0	C2
80	0	0	0	0	0	0	0.99	1	0	0	TW	C0	C2
81	0.02	0	0.01	0	0	0	0.88	1	0.1	0	TW	C0	C2
82	0.17	0	0.16	0	0.11	0	0.55	0	0.01	1	TE	C3	C5
83	0	0	0	0.13	0	0	0.98	0.87	0.02	0	TW	C0	C2
84	0.01	0	0	0.01	0.01	0	0.95	0.99	0.02	0	TW	C0	C2
16	0.08	0	0.03	0.21	0.25	0	0.24	0.79	0.39	0	WE	C1	C4
17	0.14	0	0.07	0.64	0.08	0	0.57	0.36	0.13	0	TE	C3	C5
18	0.01	0.07	0.01	0	0.04	0	0.67	0	0.28	0.93	TE	C3	C5
19	0.15	0	0.01	0	0.01	0.58	0.79	0	0.04	0.42	TE	C5	C0
20	0	0	0.01	0.04	0.01	0	0.87	0.96	0.11	0	TW	C0	C2
85	0	0	0	0	0	0	0.03	0	0.97	1	TW	C0	C2
86	0	0	0	0	0	0	0	0	0.99	1	TW	C0	C2
87	0.03	0	0.02	0	0.03	0	0.18	0.06	0.74	0.94	TW	C0	C1

Lanjutan **Tabel 4.29** Penentuan Bobot Awal dengan Menggunakan Nilai Probabilitas Tertinggi dari Teks dan Wajah sesuai Label Yang Diinginkan Pengguna Melalui Emoticon, dan Pemetaan dari Hasil Cluster K-Means dan X-Means ke Dalam Bobot Awal (130 Data Uji)

No	PMT	PMW	PJT	PJW	PTT	PTW	PSenT	PSenW	PSedT	PSedW	kel	Cluster	
												K	X
88	0	0.85	0	0	0.01	0.15	0.02	0	0.97	0	TE	C5	C0
89	0.01	0	0.01	1	0.02	0	0.09	0	0.88	0	TE	C5	C0
90	0.2	0	0.05	0	0.05	0	0.06	0	0.64	1	TW	C4	C1
91	0.1	0.9	0.02	0	0.03	0	0.04	0	0.8	0.1	TE	C5	C0
92	0.1	0	0.02	0.02	0.03	0.76	0.04	0.21	0.8	0	TE	C5	C0
93	0.09	0.03	0.17	0.03	0.17	0	0.07	0	0.5	0.94	TW	C4	C1
94	0.07	0.06	0	0.94	0	0	0.05	0	0.87	0	TE	C5	C0
95	0.2	0.02	0.21	0	0.14	0	0.07	0	0.38	0.98	TW	C4	C4
96	0.2	0.01	0.15	0	0.11	0	0.13	0	0.41	0.99	TW	C4	C4
97	0.26	0	0.16	0	0.02	1	0.11	0	0.45	0	TE	C3	C5
98	0.12	0	0.06	0	0.03	0	0.08	0	0.71	1	TW	C4	C1
99	0.02	0.78	0.03	0	0.06	0.09	0.74	0	0.16	0.12	Emot	C2	C3
100	0.02	0.42	0.01	0	0	0	0	0	0.97	0.58	TW	C0	C2
101	0.04	0.12	0.03	0	0.05	0	0.16	0	0.72	0.88	TW	C0	C1
102	0.04	0	0.02	0	0	0	0.24	0	0.69	1	TW	C4	C1
103	0.01	0.02	0	0	0.01	0	0	0	0.98	0.98	TW	C0	C2
104	0.06	0.44	0.02	0	0	0	0	0	0.92	0.56	TW	C0	C2
105	0.35	0.01	0.14	0	0.25	0	0.03	0	0.23	0.99	WE	C1	C4
21	0.02	0.85	0.03	0	0.06	0.15	0.74	0	0.16	0	Emot	C2	C3
22	0.1	0	0.02	0	0.03	0	0.04	0	0.8	1	TW	C0	C2
23	0.09	0	0.17	0	0.17	0	0.07	0.06	0.5	0.94	TW	C4	C1
24	0.35	0.03	0.14	0.03	0.25	0	0.03	0	0.23	0.94	WE	C1	C4
25	0.2	0.01	0.15	0	0.11	0	0.13	0	0.41	0.99	TW	C4	C4

Tabel 4.29 ini merupakan hasil dari kelompok awal yang dibentuk dengan aturan-aturan yang sudah dijelaskan sebelumnya. Maka hasil dari perhitungan jumlah cluster-cluster yang tergolong kedalam suatu kelompok awal akan dihitung dan hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.30.



Tabel 4.30 Hasil Jumlah Data Yang Didapatkan dari Proses Pemetaan Cluster K-Means dan X-Means ke dalam Bobot Awal.

	kmeans						xmeans					
	c0	c1	c2	c3	c4	c5	c0	c1	c2	c3	c4	c5
bobot teks	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
bobot wajah	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
bobot Emoticon	0	0	15	0	0	0	0	0	0	15	0	0
bobot TW	38	0	0	1	24	0	0	18	34	0	10	1
bobot TE	0	0	0	17	0	27	27	0	0	0	0	17
bobot WE	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0
jumlah	38	8	15	18	24	27	27	18	34	15	18	18

Tabel 4.30 merupakan Tabel hasil perhitungan cluster-cluster yang terdapat pada kelompok awal. Dapat dilihat (Tabel 4.30) tidak dapat diketahui dengan jelas cluster-cluster manakah yang dapat digolongkan sebagai kelompok bobot teks, wajah, emoticon, TW, TE dan WE. Maka digunakan tabel kombinasi kemungkinan untuk dapat bisa menentukan pengelompokan cluster-cluster ke dalam suatu bobot dengan baik.

Dengan menggunakan error ratio terkecil adalah suatu cara untuk menentukan kombinasi kemungkinan tersebut baik atau tidaknya bila dijadikan kelompok bobot dari satu cluster. Pada pengujian ini jumlah kelompok bobot yang dipakai adalah 6 ($k=6$), maka kombinasi kemungkinan berjumlah 720 (hasil faktorial dari jumlah k).

Tabel 4.31 Detail Hasil Kombinasi Kemungkinan Cluster K-Means dan X-Means ke Dalam Kelompok Bobot Teks, Wajah dan Emoticon, TE, WE dan WE dari 130 Data

Kombinasi Kemungkinan dari 6 cluster										
No	C0	C1	C2	C3	C4	C5	Missclassified		Error Ratio	
							KMeans	XMeans	KMeans	XMeans
1	TW	WE	Emot	Teks	Wajah	TE	42	113	32.31	86.92
2	TE	Wajah	TW	Emot	WE	Teks	130	46	100	35.38

Setelah melalui tahapan uji coba kombinasi sebanyak 720 iterasi, dengan kelompok bobot yang berbeda-beda maka dihasilkan misklasifikasi antara pengelompokan bobot menggunakan proses pengclusteran dengan pengelompokan bobot yang didasari oleh pengklasifikasian dengan nilai probabilitas tertinggi di masing-masing klasifikasi.

Dalam Tabel 4.31 didapat hasil pengelompokan cluster untuk pengclusteran kmeans adalah cluster0 adalah merupakan kelompok bobot TW, cluster1 merupakan kelompok bobot WE, cluster2 merupakan kelompok bobot Emoticon, cluster3 merupakan kelompok bobot Teks, cluster4 merupakan kelompok bobot Wajah, dan cluster5 merupakan kelompok bobot TE.

Sedangkan untuk pengklusteran xmeans didapat pengelompokan (Tabel 4.31) adalah sebagai berikut cluster0 adalah merupakan kelompok bobot TE, cluster1 merupakan kelompok bobot Wajah, cluster2 merupakan kelompok bobot TW, cluster3 merupakan kelompok bobot Emoticon, cluster4 merupakan kelompok bobot WE, dan cluster5 merupakan kelompok bobot Teks.

4.6.4 Pengujian Hasil Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis dan Kelompok Bobot K-Means dan X-Means.

Pengujian ini merupakan pengujian menggabungkan klasifikasi teks, wajah dan emoticon dengan menggunakan bobot yang didapatkan dari hasil pengujian sebelumnya.

Nilai yang didapatkan dari pengujian bobot akan disubstitusikan kedalam setiap 25 pengujian data dan 130 pengujian data, setiap individu data telah dikelompokkan ke dalam setiap cluster, cluster-cluster tersebut dikelompokkan ke dalam kelompok bobot dengan pengujian sebelumnya yaitu pengujian pengelompokan bobot.

Setelah setiap data dikelompokkan kedalam kelompok bobot tertentu maka nilai bobot juga dapat ditentukan. Hasil gabungan berupa matriks emosi baru yang didapat dari rumus gabungan.

Hasil gabungan emosi akan dikonversi menjadi warna RGB, dan hasil warna yang diciptakan dari matriks gabungan emosi baru ini akan dicocokkan dengan roda warna plutchik.

Pengujian yang pertama yang dilakukan adalah menggunakan 25 data uji dan nilai bobot dan kelompok bobot yang digunakan juga merupakan hasil uji coba sebelumnya yang juga menggunakan hasil uji coba menggunakan 25 data uji.

Pengujian yang kedua adalah menggunakan 130 data uji dan nilai bobot dan kelompok bobot yang digunakan juga merupakan hasil uji coba sebelumnya yang juga menggunakan hasil uji coba menggunakan 130 data uji.

4.6.4.1 Analisa Pengujian Hasil Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis K-Means dan X-Means Menggunakan 25 Data uji.

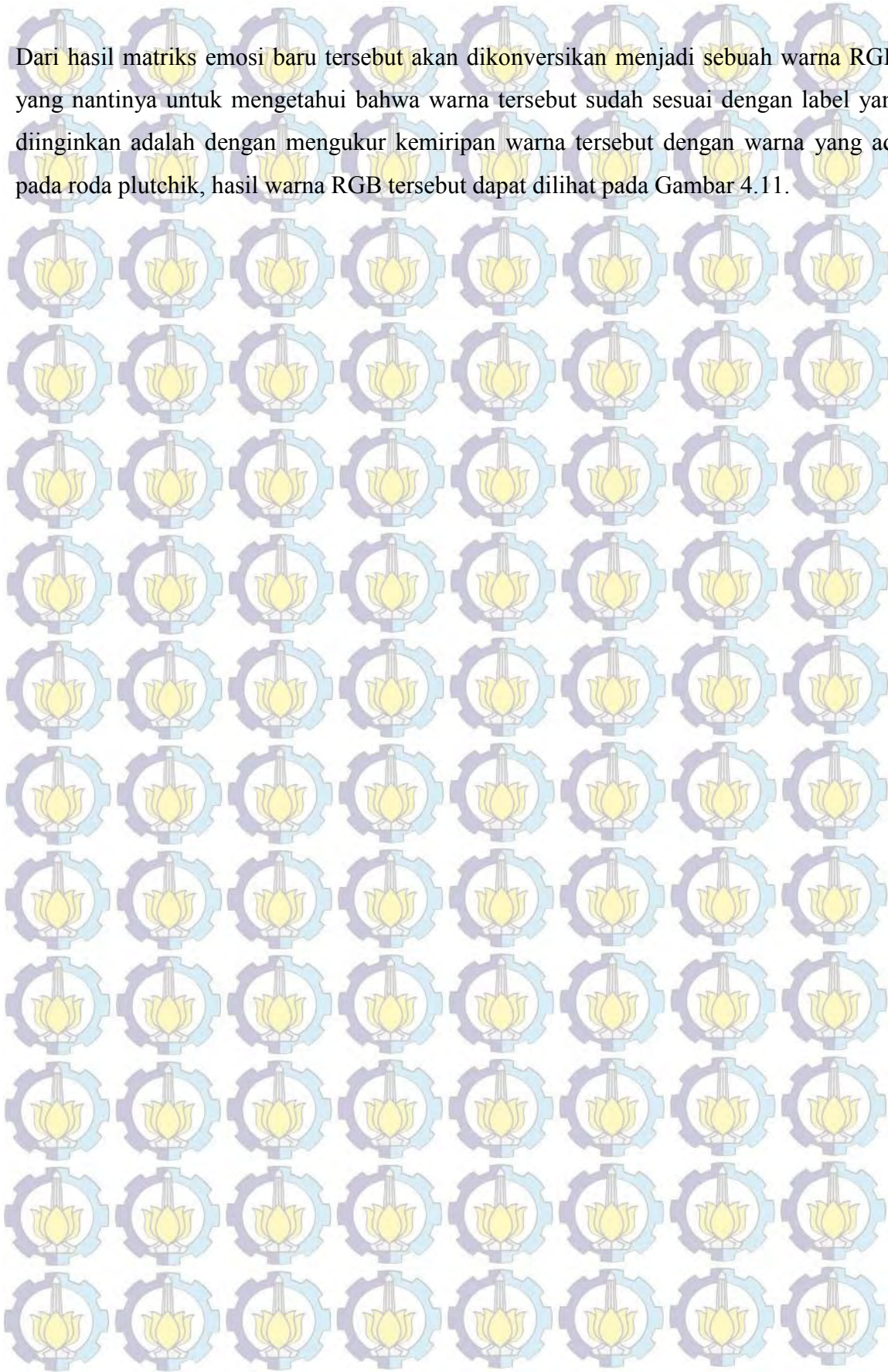
Hasil Uji coba Untuk 25 data Pengujian dengan clustering kmeans dapat dilihat pada Tabel 4.32 dan dengan clustering xmeans dapat dilihat pada Tabel 4.33.

Tabel 4.32 Hasil Pengujian Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis Clustering K-Means 25 Data Uji

Data	Cluster	Bobot	Nilai Bobot			Nilai Emosi					Emosi Tertinggi	Emosi
			Teks	Wajah	Emot	M	J	T	Sen	Sed		
1	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.87	0.02	0.07	0.02	0.02	Marah	Marah
2	C2	Wajah	0.22	0.56	0.22	0.36	0.02	0.09	0.02	0.51	Sedih	
3	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.88	0.09	0.01	0.01	0.01	Marah	
4	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.84	0	0.13	0	0.03	Marah	
5	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.87	0.06	0	0.01	0.06	Marah	
6	C2	Wajah	0.22	0.56	0.22	0.32	0.25	0.02	0.02	0.39	Sedih	Jijik
7	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0	0.87	0.04	0.06	0.03	Jijik	
8	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.01	0.91	0.02	0.04	0.02	Jijik	
9	C2	Wajah	0.22	0.56	0.22	0.05	0.29	0	0.12	0.54	Sedih	
10	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.02	0.8	0.02	0.04	0.12	Jijik	
11	C2	Wajah	0.22	0.56	0.22	0.11	0.02	0.27	0.09	0.51	Sedih	Takut
12	C0	Teks	0.56	0.22	0.22	0.01	0.2	0.76	0.01	0.02	Takut	
13	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.05	0.03	0.83	0.07	0.02	Takut	
14	C0	Teks	0.56	0.22	0.22	0.22	0	0.78	0	0	Takut	
15	C2	Wajah	0.22	0.56	0.22	0.11	0.03	0.29	0.06	0.51	Sedih	
16	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.02	0.05	0.06	0.78	0.09	Senang	Senang
17	C0	Teks	0.56	0.22	0.22	0.08	0.18	0.04	0.63	0.07	Senang	
18	C0	Teks	0.56	0.22	0.22	0.02	0.01	0.02	0.59	0.36	Senang	
19	C0	Teks	0.56	0.22	0.22	0.08	0.01	0.13	0.67	0.11	Senang	
20	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0	0.01	0	0.97	0.02	Senang	
21	C2	Wajah	0.22	0.56	0.22	0.48	0.01	0.1	0.16	0.26	Marah	Sedih
22	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.02	0	0.01	0.01	0.96	Sedih	
23	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.02	0.04	0.04	0.03	0.87	Sedih	
24	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.08	0.04	0.06	0.01	0.81	Sedih	
25	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.05	0.03	0.02	0.03	0.87	Sedih	

Tabel 4.32 merupakan Tabel Hasil Substitusi nilai bobot yang didapatkan dari clustering kmeans ke dalam matriks emosi tiap data. Ada beberapa data yang mengalami ketidakcocokan data antara label dengan hasil yang diberikan sistem, terdapat 6 ketidakcocokan data atau keakurasian data sebesar 76% dan error yang diberikan sistem untuk pengujian menggunakan kmeans untuk hasil gabungan ini adalah sebesar 24%.

Dari hasil matriks emosi baru tersebut akan dikonversikan menjadi sebuah warna RGB, yang nantinya untuk mengetahui bahwa warna tersebut sudah sesuai dengan label yang diinginkan adalah dengan mengukur kemiripan warna tersebut dengan warna yang ada pada roda plutchik, hasil warna RGB tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.11.



No	1	2	3	4	5
Gambar					
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	49,72,60	28,49,-44	52,79,59	46,66,57	50,77,54
Nama Terdekat	Marah	Depresi	Marah	Murka	Marah
Warna Terdekat	53,80,67	24,65,-89	53,80,67	44,69,58	53,80,67
No	6	7	8	9	10
Gambar					
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	37,67,-47	57,90,-53	58,93,-55	37,68,-75	53,89,-61
Nama Terdekat	Benci	Benci	Benci	Sedih	Benci
Warna Terdekat	52,88,-55	52,88,-55	52,88,-55	45,53,-86	52,88,-55
No	11	12	13	14	15
Gambar					
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	38,1,-28	70,-63,57	80,-77,76	71,-66,70	37,2,-31
Nama Terdekat	Merenung	Terror	Khawatir	Terror	Merenung
Warna Terdekat	63,29,-57	63,-66,63	74,-30,23	63,-66,63	63,29,-57
No	16	17	18	19	20
Gambar					
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	83,-17,78	73,10,61	63,-8,32	79,-22,75	95,-20,92
Nama Terdekat	Suka Cita	Suka Cita	Khawatir	Suka Cita	Senang
Warna Terdekat	90,-18,69	90,-18,69	74,-30,23	90,-18,69	97,-21,94
No	21	22	23	24	25
Gambar					
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	42,41,20	31,76,-104	30,71,-98	29,67,-92	30,71,-97
Nama Terdekat	Murka	Depresi	Depresi	Depresi	Depresi
Warna Terdekat	44,69,58	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89

Gambar 4.11 Warna RGB yang Terbentuk dari Substitusi Emosi Gabungan 25 Data Uji dengan Nilai Bobot yang Dihasilkan dengan Menggunakan Clustering K-Means

Pada 25 pengujian data ini, no 1-5 merupakan label emosi marah yang diwakili oleh warna merah, tidak hanya warna merah, pada roda plutchik tingkatan emosi warna terdiri dari 3 tingkatan marah, warna merah muda mewakili emosi jengkel, dan sedangkan warna merah tua mewakili emosi murka, pada no 6-10 merupakan label emosi jijik yang diwakili oleh warna ungu, dan pada teori plutchik tingkatan jijik pun terdiri dari 3 tingkatan emosi, yaitu emosi bosan yang diwakili oleh warna ungu muda dan emosi benci yang diwakili oleh warna ungu tua. Pada data 11-15 merupakan label emosi takut yang diwakili oleh warna hijau, pada emosi takut ini dalam teori plutchik juga memiliki 3 ringkatan emosi takut, yang pertama adalah khawatir yang diwakili oleh warna hijau muda, dan emosi terror, yang diwakili oleh warna hijau tua. Pada data 16-20, merupakan label emosi senang yang diwakili oleh warna kuning, pada teori plutchik terdiri dari 3 tingkatan emosi senang, yang pertama adalah emosi tenang yang diwakili oleh warna kuning muda, dan emosi sukacita yang diwakili oleh warna kuning tua. Pada label 21-25, merupakan label emosi sedih yang diwakili oleh warna biru, dalam teori plutchik yang terdiri dari 3 tingkatan emosi sedih adalah emosi merenung yang diwakili oleh warna biru muda, dan emosi depresi yang diwakili oleh warna biru tua.

Pada Gambar 4.11 terdapat 6 kesalahan yaitu pada no 2,9,11,15,18,21, Pada data 2 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna merah, merah tua atau merah muda yang mewakili emosi marah, emosi murka atau emosi jengkel tetapi warna yang diciptakan mendekati warna biru tua atau warna yang mewakili emosi depresi yaitu emosi dari tingkatan plutchik yaitu emosi sedih, Pada data 9 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna ungu, ungu tua atau ungu muda yang mewakili emosi jijik, emosi benci atau emosi bosan tetapi warna yang diciptakan mendekati warna biru atau warna yang mewakili emosi sedih, Pada data 11 dan 15 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna hijau, hijau tua atau hijau muda yang mewakili emosi takut, emosi terror atau emosi khawatir tetapi warna yang diciptakan mendekati warna biru muda atau warna yang mewakili emosi merenung yaitu emosi dari tingkatan plutchik yaitu emosi sedih, Pada data 18 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna kuning, kuning tua atau kuning muda yang mewakili emosi senang, emosi suka cita atau emosi tenang tetapi warna yang diciptakan mendekati warna hijau muda atau warna yang mewakili emosi khawatir yaitu emosi dari tingkatan plutchik yaitu emosi takut, Pada data 21 kesalahan terjadi karena

warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna biru, biru tua atau biru muda yang mewakili emosi sedih, emosi depresi atau emosi merenung tetapi warna yang diciptakan mendekati warna merah tua atau warna yang mewakili emosi murka yaitu emosi dari tingkatan plutchik yaitu emosi marah.

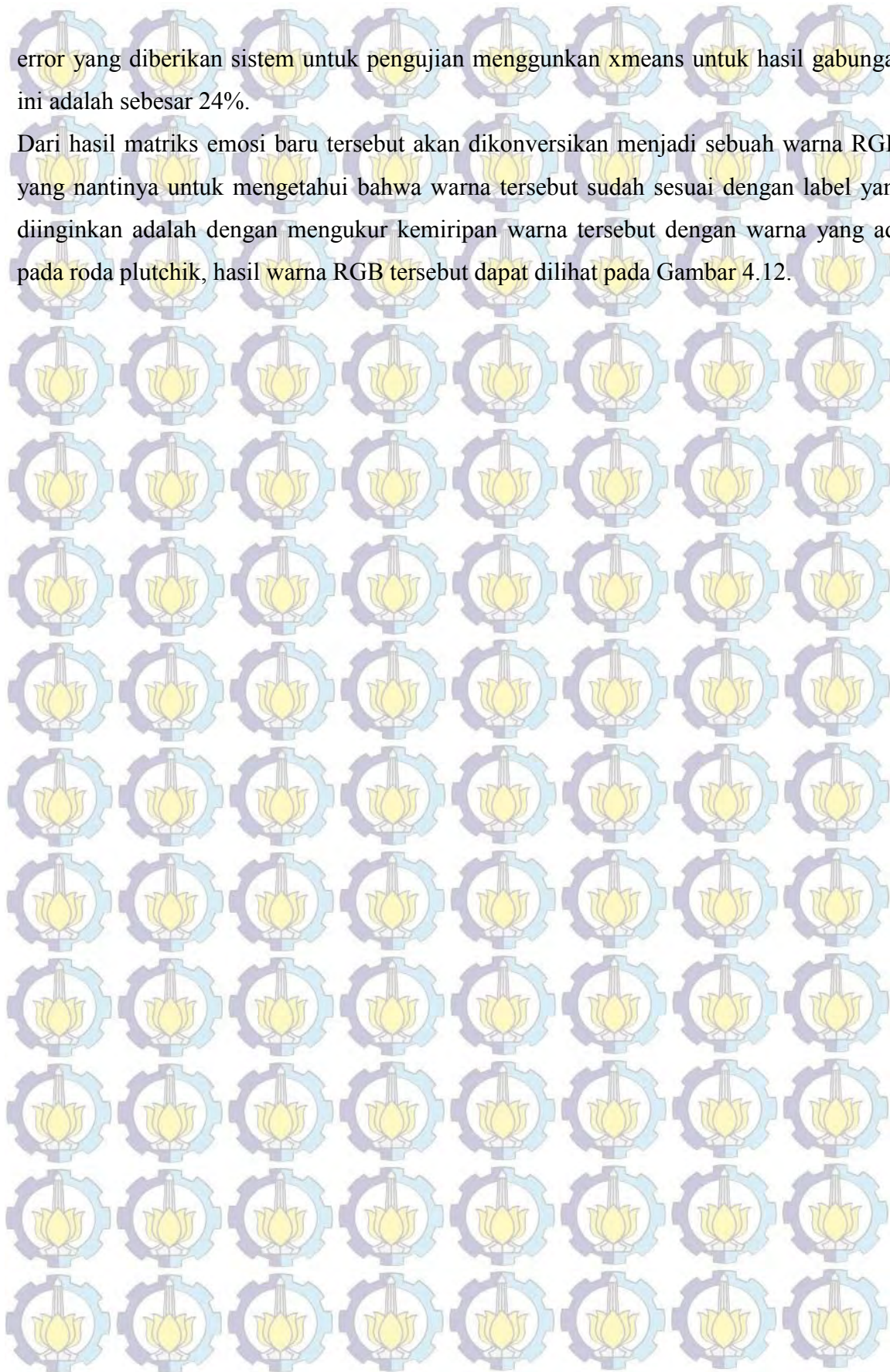
Tabel 4.33 Hasil Pengujian Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis Clustering X-Means 25 Data

Data	Clus	Bobot	Nilai Bobot			Nilai Emosi					Emosi Tertinggi	Emosi
			Teks	Wajah	Emot	M	J	T	Sen	Sed		
1	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.87	0.02	0.07	0.02	0.02	Marah	Marah
2	C0	Wajah	0.22	0.56	0.22	0.36	0.02	0.09	0.02	0.51	Sedih	
3	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.88	0.09	0.01	0.01	0.01	Marah	
4	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.84	0	0.13	0	0.03	Marah	
5	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.87	0.06	0	0.01	0.06	Marah	
6	C0	Wajah	0.22	0.56	0.22	0.32	0.25	0.02	0.02	0.39	Sedih	Jijik
7	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0	0.87	0.04	0.06	0.03	Jijik	
8	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.01	0.91	0.02	0.04	0.02	Jijik	
9	C0	Wajah	0.22	0.56	0.22	0.05	0.29	0	0.12	0.54	Sedih	
10	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.02	0.8	0.02	0.04	0.12	Jijik	
11	C0	Wajah	0.22	0.56	0.22	0.11	0.02	0.27	0.09	0.51	Sedih	Takut
12	C2	Teks	0.56	0.22	0.22	0.01	0.2	0.76	0.01	0.02	Takut	
13	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.05	0.03	0.83	0.07	0.02	Takut	
14	C2	Teks	0.56	0.22	0.22	0.22	0	0.78	0	0	Takut	
15	C0	Wajah	0.22	0.56	0.22	0.11	0.03	0.29	0.06	0.51	Sedih	
16	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.02	0.05	0.06	0.78	0.09	Senang	Senang
17	C2	Teks	0.56	0.22	0.22	0.08	0.18	0.04	0.63	0.07	Senang	
18	C2	Teks	0.56	0.22	0.22	0.02	0.01	0.02	0.59	0.36	Senang	
19	C2	Teks	0.56	0.22	0.22	0.08	0.01	0.13	0.67	0.11	Senang	
20	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0	0.01	0	0.97	0.02	Senang	
21	C0	Wajah	0.22	0.56	0.22	0.48	0.01	0.1	0.16	0.26	Marah	Sedih
22	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.02	0	0.01	0.01	0.96	Sedih	
23	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.02	0.04	0.04	0.03	0.87	Sedih	
24	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.08	0.04	0.06	0.01	0.81	Sedih	
25	C1	Emot	0.22	0.22	0.56	0.05	0.03	0.02	0.03	0.87	Sedih	

Sama halnya seperti pada Tabel 4.32, Tabel 4.33 ini merupakan tabel Hasil Substitusi nilai bobot yang didapatkan dari clustering xmeans ke dalam matriks emosi tiap data. Hasil emosi baru yang didapatkan dari hasil substitusi tersebut sama seperti pada Tabel 4.32 yaitu ada beberapa data yang mengalami ketidakcocokan data antara label dengan hasil yang diberikan sistem, terdapat 6 ketidakcocokan data atau keakurasian data sebesar 76% dan

error yang diberikan sistem untuk pengujian menggunakan xmeans untuk hasil gabungan ini adalah sebesar 24%.

Dari hasil matriks emosi baru tersebut akan dikonversikan menjadi sebuah warna RGB, yang nantinya untuk mengetahui bahwa warna tersebut sudah sesuai dengan label yang diinginkan adalah dengan mengukur kemiripan warna tersebut dengan warna yang ada pada roda plutchik, hasil warna RGB tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.12.



No	1	2	3	4	5
Gambar					
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	49,72,60	28,49,-44	52,79,59	46,66,57	50,77,54
Nama Terdekat	Marah	Depresi	Marah	Murka	Marah
Warna Terdekat	53,80,67	24,65,-89	53,80,67	44,69,58	53,80,67
No	6	7	8	9	10
Gambar					
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	37,67,-47	57,90,-53	58,93,-55	37,68,-75	53,89,-61
Nama Terdekat	Benci	Benci	Benci	Sedih	Benci
Warna Terdekat	52,88,-55	52,88,-55	52,88,-55	45,53,-86	52,88,-55
No	11	12	13	14	15
Gambar					
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	38,1,-28	70,-63,57	80,-77,76	71,-66,70	37,2,-31
Nama Terdekat	Merenung	Terror	Khawatir	Terror	Merenung
Warna Terdekat	63,29,-57	63,-66,63	74,-30,23	63,-66,63	63,29,-57
No	16	17	18	19	20
Gambar					
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	83,-17,78	73,10,61	63,-8,32	79,-22,75	95,-20,92
Nama Terdekat	Suka Cita	Suka Cita	Khawatir	Suka Cita	Senang
Warna Terdekat	90,-18,69	90,-18,69	74,-30,23	90,-18,69	97,-21,94
No	21	22	23	24	25
Gambar					
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	42,41,20	31,76,-104	30,71,-98	29,67,-92	30,71,-97
Nama Terdekat	Murka	Depresi	Depresi	Depresi	Depresi
Warna Terdekat	44,69,58	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89

Gambar 4.12 Warna RGB yang Terbentuk dari Substitusi Emosi Gabungan 25 Data Uji dengan Nilai Bobot yang Dihasilkan dengan Menggunakan Clustering X-Means

Samahalnya pada pembahsan sebelumnya, pada Gambar 4.12 juga analisa untuk 25 data uji hanya dengan clustering x-means dan warna dan kedekatan emosi yang terbentuk pada gambar 1-25 pada Gambar 4.12 ini sama persis dengan warna dan kedekatan emosi yang terbentuk pada Gambar 4.11. kesalahan yang terjadi pada data juga sama yaitu pada 6 data yaitu pada data no 2,9,11,15,18,21, Pada data 2 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna merah, merah tua atau merah muda yang mewakili emosi marah, emosi murka atau emosi jengkel tetapi warna yang diciptakan mendekati warna biru tua atau warna yang mewakili emosi depresi yaitu emosi dari tingkatan plutchik yaitu emosi sedih, Pada data 9 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna ungu, ungu tua atau ungu muda yang mewakili emosi jijik, emosi benci atau emosi bosan tetapi warna yang diciptakan mendekati warna biru atau warna yang mewakili emosi sedih, Pada data 11 dan 15 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna hijau, hijau tua atau hijau muda yang mewakili emosi takut, emosi terror atau emosi khawatir tetapi warna yang diciptakan mendekati warna biru muda atau warna yang mewakili emosi merenung yaitu emosi dari tingkatan plutchik yaitu emosi sedih, Pada data 18 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna kuning, kuning tua atau kuning muda yang mewakili emosi senang, emosi suka cita atau emosi tenang tetapi warna yang diciptakan mendekati warna hijau muda atau warna yang mewakili emosi khawatir yaitu emosi dari tingkatan plutchik yaitu emosi takut, Pada data 21 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna biru, biru tua atau biru muda yang mewakili emosi sedih, emosi depresi atau emosi merenung tetapi warna yang diciptakan mendekati warna merah tua atau warna yang mewakili emosi murka yaitu emosi dari tingkatan plutchik yaitu emosi marah.

4.6.4.2 Analisa Pengujian Hasil Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis K-Means dan X-Means Menggunakan 130 Data uji

Pada point ini akan menjelaskan untuk hasil pengujian dengan menggunakan 130 data uji, yaitu dengan kelompok $k=6$, Hasil Pengujian Substitusi hasil nilai bobot dan kelompok bobot yang didapatkan dengan clustering kmeans dengan 130 data uji dapat dilihat pada Tabel 4.34, dan jika dengan clustering xmeans dapat dilihat pada Tabel 4.35.

Hasil warna emosi gabungan yang didapatkan dengan clustering kmeans dapat dilihat pada Gambar 4.13 dan dengan clustering xmeans dapat dilihat pada Gambar 4.14

Lanjutan **Tabel 4.34** Hasil Pengujian Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis Clustering K-Means 130 Data

K-Means 130 Data												
Data	Clus	Bobot	Nilai Bobot			Nilai Emosi					Emosi Tertinggi	Emosi
			Teks	Wajah	Emot	M	J	T	Sen	Sed		
1	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.99	0.01	0	0	0	Marah	Marah
2	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.9	0.07	0	0.01	0.02	Marah	
3	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.68	0	0	0	0.32	Marah	
4	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.98	0.01	0	0	0.01	Marah	
5	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.69	0.3	0.01	0	0	Marah	
6	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.94	0	0.01	0	0.05	Marah	
7	C0	TW	0.35	0.35	0.3	1	0	0	0	0	Marah	
8	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.82	0.03	0.09	0.03	0.03	Marah	
9	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.7	0	0	0	0.3	Marah	
10	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.85	0	0	0	0.15	Marah	
11	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.51	0.01	0.17	0	0.31	Marah	
12	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.98	0.01	0	0	0.01	Marah	
13	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.97	0.02	0	0	0.01	Marah	
14	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.76	0.12	0.02	0.01	0.09	Marah	
15	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.47	0.11	0.01	0.02	0.38	Marah	
16	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.84	0.05	0.01	0.01	0.09	Marah	
17	C1	WE	0.3	0.35	0.35	0.78	0.02	0.12	0.02	0.06	Marah	
18	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.83	0.06	0.01	0.03	0.07	Marah	
19	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.69	0	0.3	0	0.01	Marah	
20	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.56	0.09	0.02	0.01	0.32	Marah	
21	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.84	0.11	0	0	0.05	Marah	
22	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.82	0.03	0.09	0.03	0.03	Marah	
23	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.52	0.02	0.12	0.02	0.32	Marah	
24	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.84	0.12	0.02	0.01	0.01	Marah	
25	C1	WE	0.3	0.35	0.35	0.78	0.01	0.17	0	0.04	Marah	
26	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.81	0.08	0.01	0.02	0.08	Marah	
27	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.11	0.82	0	0.01	0.06	Jijik	Jijik
28	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	1	0	0	0	Jijik	
29	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.01	0.96	0.03	0	0	Jijik	
30	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0.99	0.01	0	0	Jijik	
31	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.01	0.88	0.02	0.06	0.03	Jijik	
32	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.35	0.51	0.05	0.03	0.06	Jijik	
33	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.09	0.46	0	0	0.45	Jijik	
34	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.01	0.62	0.01	0.01	0.35	Jijik	
35	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	1	0	0	0	Jijik	
36	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0.96	0	0.03	0.01	Jijik	
37	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.18	0.52	0.01	0	0.29	Jijik	
38	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	1	0	0	0	Jijik	
39	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.14	0.7	0	0	0.16	Jijik	

Lanjutan **Tabel 4.34** Hasil Pengujian Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis Clustering K-Means 130 Data

Data	Clus	Bobot	Nilai Bobot			Nilai Emosi					Emosi Tertinggi	Emosi
			Teks	Wajah	Emot	M	J	T	Sen	Sed		
40	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.03	0.44	0.32	0.06	0.16	Jijik	Jijik
41	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.02	0.87	0.05	0.03	0.03	Jijik	
42	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.01	0.5	0.01	0.45	0.03	Jijik	
43	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.06	0.91	0.01	0.01	0.01	Jijik	
44	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0.88	0.02	0.02	0.08	Jijik	
45	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.3	0.45	0	0	0.25	Jijik	
46	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.04	0.86	0.02	0.04	0.04	Jijik	
47	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.01	0.99	0	0	0	Jijik	
48	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.22	0.44	0.03	0.03	0.29	Jijik	
49	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.01	0.82	0.05	0.08	0.04	Jijik	
50	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.01	0.89	0.02	0.05	0.03	Jijik	
51	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.03	0.5	0.01	0.16	0.31	Jijik	
52	C1	WE	0.3	0.35	0.35	0.03	0.73	0.02	0.06	0.16	Jijik	
53	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.14	0.12	0.58	0.13	0.04	Takut	Takut
54	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0	0	0.69	0	0.31	Takut	
55	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.02	0.1	0.51	0.04	0.33	Takut	
56	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.3	0	0.7	0	0	Takut	
57	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.02	0.29	0.48	0.12	0.1	Takut	
58	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.3	0	0.7	0	0	Takut	
59	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	1	0	0	Takut	
60	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.01	0	0.6	0	0.39	Takut	
61	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0	0.02	0.68	0.3	0	Takut	
62	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0	0	0.7	0.3	0	Takut	
63	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0	0	0.58	0.1	0.32	Takut	
64	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.31	0.14	0.52	0.01	0.02	Takut	
65	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0	0.09	0.61	0	0.3	Takut	
66	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0.01	0.97	0.01	0.01	Takut	
67	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.05	0.35	0.47	0.06	0.06	Takut	
68	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.3	0.01	0.69	0	0	Takut	
69	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.07	0.04	0.47	0.38	0.04	Takut	
70	C1	WE	0.3	0.35	0.35	0.07	0.05	0.76	0.09	0.03	Takut	
71	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.07	0.03	0.6	0	0.3	Takut	
72	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.08	0.01	0.58	0.02	0.31	Takut	
73	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0	0	0.65	0	0.35	Takut	
74	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.07	0.02	0.48	0.12	0.32	Takut	
75	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0	0.28	0.71	0	0.01	Takut	
76	C1	WE	0.3	0.35	0.35	0.07	0.05	0.76	0.09	0.03	Takut	
77	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.3	0	0.7	0	0	Takut	
78	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.1	0.04	0.48	0.08	0.3	Takut	
79	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0.07	0	0.93	0	Senang	Senang

Lanjutan **Tabel 4.34** Hasil Pengujian Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis Clustering K-Means 130 Data








Data	Clus	Bobot	Nilai Bobot			Nilai Emosi					Emosi Tertinggi	Emosi
			Teks	Wajah	Emot	M	J	T	Sen	Sed		
80	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0.01	0.94	0.05	Senang	Senang
81	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0	0.3	0	0.7	0	Senang	
82	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0	0.3	0	0.7	0	Senang	
83	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0	0.98	0.02	Senang	
84	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.03	0.19	0	0.78	0	Senang	
85	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.01	0	0.3	0.68	0.01	Senang	
86	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0	0.01	0	0.67	0.32	Senang	
87	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.01	0.01	0	0.93	0.05	Senang	
88	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0	1	0	Senang	
89	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.05	0.02	0	0.92	0.01	Senang	
90	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0	0	0.02	0.57	0.41	Senang	
91	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.04	0.07	0.02	0.83	0.04	Senang	
92	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.05	0.01	0.08	0.47	0.4	Senang	
93	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0	0.01	0.17	0.64	0.18	Senang	
94	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0	0.96	0.04	Senang	
95	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0	1	0	Senang	
96	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.01	0	0	0.95	0.04	Senang	
97	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.07	0.06	0.04	0.53	0.3	Senang	
98	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0.05	0	0.94	0.01	Senang	
99	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0	0.99	0.01	Senang	
100	C1	WE	0.3	0.35	0.35	0.02	0.08	0.08	0.7	0.12	Senang	
101	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.06	0.22	0.03	0.64	0.05	Senang	
102	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.03	0	0.02	0.56	0.39	Senang	
103	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.05	0	0.18	0.63	0.14	Senang	
104	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0.02	0	0.94	0.04	Senang	
105	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0	0.01	0.99	Sedih	Sedih
106	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0	0	1	Sedih	
107	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.01	0.01	0.01	0.08	0.89	Sedih	
108	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.26	0	0.05	0.01	0.68	Sedih	
109	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0	0.3	0.01	0.03	0.66	Sedih	
110	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.06	0.02	0.02	0.02	0.88	Sedih	
111	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.31	0.01	0.01	0.01	0.66	Sedih	
112	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.04	0.01	0.24	0.08	0.63	Sedih	
113	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.04	0.06	0.05	0.02	0.83	Sedih	
114	C5	TE	0.35	0.3	0.35	0.04	0.28	0	0.02	0.66	Sedih	
115	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.07	0.06	0.04	0.02	0.81	Sedih	
116	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.06	0.05	0.03	0.04	0.82	Sedih	
117	C3	Teks	0.4	0.3	0.3	0.1	0.06	0.31	0.04	0.48	Sedih	
118	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.04	0.02	0.01	0.02	0.91	Sedih	
119	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.24	0.01	0.05	0.22	0.48	Sedih	

Lanjutan **Tabel 4.34** Hasil Pengujian Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis Clustering K-Means 130 Data

Data	Clus	Bobot	Nilai Bobot			Nilai Emosi					Emosi Tertinggi	Emosi
			Teks	Wajah	Emot	M	J	T	Sen	Sed		
120	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.15	0	0	0	0.85	Sedih	
121	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.06	0.01	0.02	0.06	0.85	Sedih	
122	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.01	0.01	0	0.07	0.91	Sedih	
123	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.01	0	0	0	0.99	Sedih	
124	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.18	0.01	0	0	0.81	Sedih	
125	C1	WE	0.3	0.35	0.35	0.11	0.04	0.08	0.01	0.76	Sedih	
126	C2	Emoticon	0.3	0.3	0.4	0.26	0.01	0.06	0.22	0.45	Sedih	
127	C0	TW	0.35	0.35	0.3	0.04	0.01	0.01	0.01	0.93	Sedih	
128	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.03	0.05	0.05	0.05	0.82	Sedih	
129	C1	WE	0.3	0.35	0.35	0.12	0.05	0.08	0.01	0.74	Sedih	
130	C4	Wajah	0.3	0.4	0.3	0.06	0.05	0.03	0.04	0.82	Sedih	

Tabel 4.34 menunjukkan hasil substitusi nilai bobot dan kelompok bobot yang didapatkan dengan clustering kmeans ke dalam 130 data uji, dan dapat dilihat (Tabel 4.34) bahwa hasil emosi gabungan yang terdapat pada kolom emosi tertinggi dari semua data 130 data uji sudah sesuai dengan kolom yang berada pada kolom sampingnya yaitu kolom emosi, maksudnya adalah emosi tertinggi yang terdapat pada setiap baris menunjukkan nilai probabilitas emosi tertinggi pada kolom nilai emosi, dan hasilnya sudah sesuai dengan pelabelan yang diinginkan yaitu pada kolom emosi.

Gabungan nilai kolom emosi akan dikonversikan ke dalam bentuk RGB, dan hasil analisa dan pengujian berikutnya adalah perubahan warna pada karakter3D apakah sudah sesuai dengan pelabelan yang diinginkan. Pengujian warna dengan menggunakan nilai emosi pada Tabel 4.34 akan dijelaskan pada Gambar 4.13.

No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	53,80,66	52,79,60	37,63,5	53,80,65	53,81,33	50,76,61	53,80,67	48,69,57	38,64,10	45,71,44	33,42,-2	53,80,65	53,80,65
Nama Terdekat	Marah	Marah	Murka	Marah	Marah	Marah	Marah	Murka	Murka	Murka	Murka	Marah	Marah
Warna Terdekat	53,80,67	53,80,67	44,69,58	53,80,67	53,80,67	53,80,67	53,80,67	44,69,58	44,69,58	44,69,58	44,69,58	53,80,67	53,80,67
No	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	48,74,39	35,62,-26	48,74,49	45,64,52	49,75,52	45,37,54	37,63,-10	51,78,50	48,69,57	33,49,-4	52,78,55	45,60,54	49,75,47
Nama Terdekat	Murka	Benci	Murka	Murka	Marah	Murka	Benci	Marah	Murka	Benci	Marah	Murka	Murka
Warna Terdekat	44,69,58	52,88,-55	44,69,58	44,69,58	53,80,67	44,69,58	52,88,-55	53,80,67	44,69,58	52,88,-55	53,80,67	44,69,58	44,69,58
No	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	56,91,-51	60,98,-61	59,95,-58	60,97,-60	57,92,-53	51,78,-13	40,80,-81	45,84,-82	60,98,-61	60,96,-58	44,79,-60	60,98,-61	51,87,-56
Nama Terdekat	Benci	Jijik	Benci	Jijik	Benci	Benci	Sedih	Jijik	Jijik	Jijik	Benci	Jijik	Benci
Warna Terdekat	52,88,-55	66,83,-52	52,88,-55	66,83,-52	52,88,-55	52,88,-55	45,53,-86	45,53,-86	66,83,-52	66,83,-52	52,88,-55	66,83,-52	52,88,-55
No	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	47,26,-25	56,90,-54	65,50,14	58,94,-53	56,92,-63	45,77,-43	57,91,-53	60,98,-60	43,74,-50	55,86,-49	57,92,-54	46,72,-57	51,85,-60
Nama Terdekat	Merengung	Benci	Jengkel	Benci	Benci	Benci	Benci	Jijik	Benci	Benci	Benci	Benci	Benci
Warna Terdekat	63,29,-57	52,88,-55	71,43,19	52,88,-55	52,88,-55	52,88,-55	52,88,-55	66,83,-52	52,88,-55	52,88,-55	52,88,-55	52,88,-55	52,88,-55
No	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	66,-48,59	63,-59,39	52,-36,8	65,-55,65	59,-25,24	65,-55,65	88,-86,83	56,-47,19	87,-77,83	88,-80,84	62,-56,37	53,-20,46	57,-47,20
Nama Terdekat	Terror	Terror	Khawatir	Terror	Khawatir	Terror	Khawatir	Takut	Suka Cita	Suka Cita	Terror	Takut	Takut
Warna Terdekat	63,-59,63	63,-59,63	74,-30,23	63,-59,63	74,-30,23	63,-59,63	74,-30,23	53,-37,55	90,-18,69	90,-18,69	63,-59,63	53,-37,55	53,-37,55
No	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	86,-85,82	54,-12,14	64,-53,64	78,-54,75	76,-72,72	56,-49,27	56,-49,28	60,-54,30	56,-44,27	66,-53,45	76,-72,72	65,-55,65	53,-39,22
Nama Terdekat	Khawatir	Khawatir	Terror	Khawatir	Khawatir	Takut	Takut	Takut	Takut	Terror	Khawatir	Terror	Takut
Warna Terdekat	74,-30,23	74,-30,23	63,-59,63	74,-30,23	74,-30,23	63,-59,63	63,-59,63	63,-59,63	63,-59,63	63,-59,63	74,-30,23	63,-59,63	63,-59,63
No	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	93,-13,90	93,-22,90	78,19,61	78,19,61	95,-21,93	83,7,76	91,-50,87	68,-11,44	92,-18,89	97,-22,94	92,-13,90	61,-10,24	86,-9,83
Nama Terdekat	Senang	Senang	Suka Cita	Suka Cita	Senang	Suka Cita	Suka Cita	Khawatir	Suka Cita	Senang	Suka Cita	Khawatir	Suka Cita
Warna Terdekat	97,-21,94	97,-21,94	90,-18,69	90,-18,69	97,-21,94	90,-18,69	90,-18,69	74,-30,23	90,-18,69	97,-21,94	90,-18,69	74,-30,23	90,-18,69
No	92	93	94	95	96	97	98	99	100	101	102	103	104
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	57,-8,18	78,-34,68	94,-21,91	97,-22,94	93,-20,90	61,1,32	93,-15,90	96,-21,94	78,-15,69	74,14,60	60,-7,26	78,-32,72	92,-18,89
Nama Terdekat	Khawatir	Suka Cita	Suka Cita	Senang	Senang	Khawatir	Senang	Senang	Suka Cita	Suka Cita	Khawatir	Suka Cita	Senang
Warna Terdekat	74,-30,23	90,-18,69	97,-21,94	97,-21,94	97,-21,94	74,-30,23	97,-21,94	97,-21,94	90,-18,69	90,-18,69	74,-30,23	90,-18,69	97,-21,94
No	105	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115	116	117
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	32,78,-107	32,79,-108	31,69,-96	26,58,-71	35,77,-97	30,72,-98	27,61,-68	36,14,-49	30,69,-96	35,77,-95	29,69,-94	30,68,-93	37,2,-31
Nama Terdekat	Depresi	Depresi	Depresi	Depresi	Sedih	Depresi	Depresi	Sedih	Depresi	Depresi	Depresi	Depresi	Merengung
Warna Terdekat	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	45,53,-86	24,65,-89	24,65,-89	45,53,-86	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	63,29,-57
No	118	119	120	121	122	123	124	125	126	127	128	129	130
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	31,74,-101	37,31,-23	28,70,-93	29,67,-92	31,71,-99	32,79,-107	27,69,-90	28,62,-86	38,30,-17	31,75,-102	30,66,-93	28,62,-84	30,68,-93
Nama Terdekat	Depresi	Benci	Depresi	Depresi	Depresi	Depresi	Depresi	Depresi	Benci	Depresi	Depresi	Depresi	Depresi
Warna Terdekat	24,65,-89	52,88,-55	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	52,88,-55	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89

Gambar 4.13 Warna RGB yang Terbentuk dari Substitusi Emosi Gabungan 130 Data Uji dengan Nilai Bobot yang Dihasilkan dengan Menggunakan Clustering K-Means

Pada 130 pengujian data ini, no 1-26 merupakan label emosi marah yang diwakili oleh warna merah, tidak hanya warna merah, pada roda plutchik tingkatan emosi warna terdiri dari 3 tingkatan marah, warna merah muda mewakili emosi jengkel, dan sedangkan warna merah tua mewakili emosi murka, pada no 27-52 merupakan label emosi jijik yang diwakili oleh warna ungu, dan pada teori plutchik tingkatan jijik pun terdiri dari 3 tingkatan emosi, yaitu emosi bosan yang diwakili oleh warna ungu muda dan emosi benci yang diwakili oleh warna ungu tua. Pada data 53-78 merupakan label emosi takut yang diwakili oleh warna hijau, pada emosi takut ini dalam teori plutchik juga memiliki 3 ringkatan emosi takut, yang pertama adalah khawatir yang diwakili oleh warna hijau muda, dan emosi terror, yang diwakili oleh warna hijau tua. Pada data 79-104, merupakan label emosi senang yang diwakili oleh warna kuning, pada teori plutchik terdiri dari 3 tingkatan emosi senang, yang pertama adalah emosi tenang yang diwakili oleh warna kuning muda, dan emosi sukacita yang diwakili oleh warna kuning tua. Pada label 105-130, merupakan label emosi sedih yang diwakili oleh warna biru, dalam teori plutchik yang terdiri dari 3 tingkatan emosi sedih adalah emosi merenung yang diwakili oleh warna biru muda, dan emosi depresi yang diwakili oleh warna biru tua.

Pada Gambar 4.13 terdapat 16 kesalahan yaitu pada no 15, 20, 23, 33, 34, 40, 42, 61, 62, 86, 90, 92, 97, 102, 119, 126. Pada data 15, 20 dan 23 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna merah, merah tua atau merah muda yang mewakili emosi marah, emosi murka atau emosi jengkel tetapi warna yang diciptakan mendekati warna ungu tua atau warna yang mewakili emosi benci yaitu emosi dari tingkatan plutchik yaitu emosi jijik. Pada data 33 dan 34 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna ungu, ungu tua atau ungu muda yang mewakili emosi jijik, emosi benci atau emosi bosan tetapi warna yang diciptakan mendekati warna biru atau warna yang mewakili emosi sedih. Pada data 40 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna ungu, ungu tua atau ungu muda yang mewakili emosi jijik, emosi benci atau emosi bosan tetapi warna yang diciptakan mendekati warna biru muda atau warna yang mewakili emosi merenung yang merupakan tingkatan emosi sedih. Pada data 42 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna ungu, ungu tua atau ungu muda yang mewakili emosi jijik, emosi benci atau emosi bosan tetapi warna yang diciptakan mendekati warna merah muda atau warna yang mewakili emosi jengkel yang merupakan tingkatan emosi marah. Pada data 61 dan 62

kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna hijau, hijau tua atau hijau muda yang mewakili emosi takut, emosi terror atau emosi khawatir tetapi warna yang diciptakan mendekati warna kuning tua atau warna yang mewakili emosi sukacita yang merupakan tingkatan emosi senang. Pada data 86, 90, 92, 97 dan 102 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna kuning, kuning tua atau kuning muda yang mewakili emosi senang, emosi sukacita atau emosi tenang tetapi warna yang diciptakan mendekati warna hijau muda atau warna yang mewakili emosi khawatir yang merupakan tingkatan emosi takut. Pada data 119 dan 126 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna biru, biru tua atau biru muda yang mewakili emosi sedih, emosi depresi atau emosi merenung tetapi warna yang diciptakan mendekati warna ungu tua atau warna yang mewakili emosi benci yang merupakan tingkatan emosi jijik.

Analisa selanjutnya adalah analisa gabungan emosi menggunakan nilai bobot dan kelompok bobot hasil dari proses clustering xmeans, hasil emosi gabungan dapat dilihat pada Tabel 4.35 dan hasil warna gabungan emosinya dapat dilihat pada Gambar 4.14.

Tabel 4.35 Hasil Pengujian Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis Clustering X-Means 130 Data

Data	Clus	Bobot	Nilai Bobot			Nilai Emosi					Emosi Tertinggi	Emosi
			Teks	Wajah	Emot	M	J	T	Sen	Sed		
1	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0.99	0.01	0	0	0	Marah	Marah
2	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.9	0.07	0	0.01	0.02	Marah	
3	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.68	0	0	0	0.32	Marah	
4	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0.98	0.01	0	0	0.01	Marah	
5	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.69	0.3	0.01	0	0	Marah	
6	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0.94	0	0.01	0	0.05	Marah	
7	C2	TW	0.35	0.35	0.3	1	0	0	0	0	Marah	
8	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.82	0.03	0.09	0.03	0.03	Marah	
9	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.7	0	0	0	0.3	Marah	
10	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0.85	0	0	0	0.15	Marah	
11	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.5	0.01	0.18	0	0.32	Marah	
12	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0.98	0.01	0	0	0.01	Marah	
13	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0.97	0.02	0	0	0.01	Marah	
14	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.77	0.12	0.02	0.01	0.08	Marah	
15	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.48	0.11	0.01	0.02	0.39	Marah	
16	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.84	0.05	0.01	0.01	0.09	Marah	
17	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.78	0.02	0.12	0.02	0.06	Marah	
18	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.83	0.06	0.01	0.03	0.07	Marah	
19	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.69	0	0.3	0	0.01	Marah	
20	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.56	0.09	0.02	0.01	0.32	Marah	
21	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.84	0.11	0	0	0.05	Marah	
22	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.82	0.03	0.09	0.03	0.03	Marah	
23	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.51	0.02	0.12	0.02	0.33	Marah	
24	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.84	0.12	0.02	0.01	0.01	Marah	
25	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.78	0.01	0.17	0	0.04	Marah	
26	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.81	0.08	0.01	0.02	0.08	Marah	
27	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.11	0.82	0	0.01	0.06	Jijik	Jijik
28	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	1	0	0	0	Jijik	
29	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0.01	0.96	0.03	0	0	Jijik	
30	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0.99	0.01	0	0	Jijik	
31	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.01	0.88	0.02	0.06	0.03	Jijik	
32	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.36	0.5	0.05	0.03	0.06	Jijik	
33	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.09	0.44	0	0	0.46	Sedih	
34	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.01	0.62	0.01	0.01	0.35	Jijik	
35	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	1	0	0	0	Jijik	
36	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0.96	0	0.03	0.01	Jijik	
37	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.17	0.52	0.01	0	0.3	Jijik	
38	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	1	0	0	0	Jijik	
39	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.14	0.7	0	0	0.16	Jijik	

Lanjutan **Tabel 4.35** Hasil Pengujian Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis Clustering X-Means 130 Data

Data	Clus	Bobot	Nilai Bobot			Nilai Emosi					Emosi Tertinggi	Emosi
			Teks	Wajah	Emot	M	J	T	Sen	Sed		
40	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.03	0.42	0.33	0.06	0.17	Jijik	Jijik
41	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.02	0.87	0.05	0.03	0.03	Jijik	
42	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.01	0.49	0.01	0.47	0.03	Jijik	
43	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.05	0.92	0.01	0.01	0.01	Jijik	
44	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0.88	0.02	0.02	0.08	Jijik	
45	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.31	0.43	0	0	0.26	Jijik	
46	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.04	0.86	0.02	0.04	0.04	Jijik	
47	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0.01	0.99	0	0	0	Jijik	
48	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.23	0.42	0.03	0.03	0.3	Jijik	
49	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.01	0.82	0.05	0.08	0.04	Jijik	
50	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.01	0.89	0.02	0.05	0.03	Jijik	
51	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.03	0.48	0.01	0.16	0.32	Jijik	
52	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.03	0.73	0.02	0.06	0.16	Jijik	Takut
53	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.14	0.12	0.59	0.12	0.03	Takut	
54	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0	0	0.69	0	0.31	Takut	
55	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.02	0.1	0.51	0.03	0.34	Takut	
56	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.3	0	0.7	0	0	Takut	
57	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.02	0.3	0.46	0.12	0.1	Takut	
58	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.3	0	0.7	0	0	Takut	
59	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	1	0	0	Takut	
60	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.01	0	0.6	0	0.39	Takut	
61	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0	0.02	0.65	0.33	0	Takut	
62	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0	0	0.67	0.33	0	Takut	
63	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0	0	0.57	0.1	0.33	Takut	
64	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.31	0.14	0.53	0.01	0.01	Takut	
65	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0	0.08	0.61	0	0.31	Takut	
66	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0.01	0.97	0.01	0.01	Takut	
67	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.05	0.36	0.47	0.06	0.06	Takut	
68	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.3	0.01	0.69	0	0	Takut	
69	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.07	0.04	0.45	0.4	0.04	Takut	
70	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.07	0.05	0.76	0.09	0.03	Takut	
71	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.07	0.03	0.6	0	0.3	Takut	
72	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.08	0.01	0.57	0.02	0.32	Takut	
73	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0	0	0.65	0	0.35	Takut	
74	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.07	0.02	0.46	0.12	0.33	Takut	
75	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0	0.28	0.71	0	0.01	Takut	
76	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.07	0.05	0.76	0.09	0.03	Takut	
77	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.3	0	0.7	0	0	Takut	
78	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.1	0.04	0.46	0.09	0.31	Takut	
79	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0.07	0	0.93	0	Senang	Senang

Lanjutan **Tabel 4.35** Hasil Pengujian Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis
Clustering X-Means 130 Data






Data	Clus	Bobot	Nilai Bobot			Nilai Emosi					Emosi Tertinggi	Emosi
			Teks	Wajah	Emot	M	J	T	Sen	Sed		
80	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0.01	0.94	0.05	Senang	Senang
81	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0	0.3	0	0.7	0	Senang	
82	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0	0.3	0	0.7	0	Senang	
83	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0	0.98	0.02	Senang	
84	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.03	0.19	0	0.78	0	Senang	
85	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.01	0	0.3	0.68	0.01	Senang	
86	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0	0.01	0	0.67	0.32	Senang	
87	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0.01	0.01	0	0.93	0.05	Senang	
88	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0	1	0	Senang	
89	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.05	0.02	0	0.92	0.01	Senang	
90	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0	0	0.02	0.56	0.42	Senang	
91	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.04	0.07	0.02	0.83	0.04	Senang	
92	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.05	0.01	0.08	0.45	0.41	Senang	
93	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0	0.01	0.17	0.64	0.18	Senang	
94	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0	0.96	0.04	Senang	
95	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0	1	0	Senang	
96	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0.01	0	0	0.95	0.04	Senang	
97	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.06	0.06	0.04	0.53	0.31	Senang	
98	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0.05	0	0.94	0.01	Senang	
99	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0	0.99	0.01	Senang	
100	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.02	0.08	0.08	0.7	0.12	Senang	
101	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.05	0.23	0.03	0.64	0.05	Senang	
102	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.03	0	0.02	0.56	0.39	Senang	
103	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.05	0	0.18	0.63	0.14	Senang	
104	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0.02	0	0.94	0.04	Senang	
105	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0	0.01	0.99	Sedih	Sedih
106	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0	0	0	0	1	Sedih	
107	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.01	0.01	0.01	0.08	0.89	Sedih	
108	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.26	0	0.05	0.01	0.68	Sedih	
109	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0	0.3	0.01	0.03	0.66	Sedih	
110	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.06	0.02	0.02	0.02	0.88	Sedih	
111	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.31	0.01	0.01	0.01	0.66	Sedih	
112	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.04	0.01	0.24	0.09	0.62	Sedih	
113	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.04	0.06	0.05	0.02	0.83	Sedih	
114	C0	TE	0.35	0.3	0.35	0.04	0.28	0	0.02	0.66	Sedih	
115	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.07	0.06	0.04	0.02	0.81	Sedih	
116	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.06	0.05	0.03	0.04	0.82	Sedih	
117	C5	Teks	0.38	0.31	0.31	0.1	0.06	0.32	0.04	0.48	Sedih	
118	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.04	0.02	0.01	0.02	0.91	Sedih	
119	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.25	0.01	0.05	0.23	0.47	Sedih	

Lanjutan **Tabel 4.35** Hasil Pengujian Emosi Gabungan dengan Menggunakan Bobot Otomatis Clustering X-Means 130 Data

Data	Clus	Bobot	Nilai Bobot			Nilai Emosi					Emosi Tertinggi	Emosi
			Teks	Wajah	Emot	M	J	T	Sen	Sed		
120	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0.15	0	0	0	0.85	Sedih	
121	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.06	0.01	0.02	0.05	0.86	Sedih	
122	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.01	0.01	0	0.07	0.91	Sedih	
123	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0.01	0	0	0	0.99	Sedih	
124	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0.18	0.01	0	0	0.81	Sedih	
125	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.11	0.04	0.08	0.01	0.76	Sedih	
126	C3	Emoticon	0.31	0.31	0.38	0.27	0.01	0.07	0.23	0.43	Sedih	
127	C2	TW	0.35	0.35	0.3	0.04	0.01	0.01	0.01	0.93	Sedih	
128	C1	Wajah	0.31	0.38	0.31	0.03	0.05	0.05	0.04	0.83	Sedih	
129	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.12	0.05	0.08	0.01	0.74	Sedih	
130	C4	WE	0.3	0.35	0.35	0.06	0.05	0.03	0.04	0.82	Sedih	

Tabel 4.35 menunjukkan hasil substitusi nilai bobot dan kelompok bobot yang didapatkan dengan clustering kmeans ke dalam 130 data uji, dan dapat dilihat (Tabel 4.35) bahwa hasil emosi gabungan yang terdapat pada kolom emosi tertinggi dari semua data 130 data uji sudah sesuai dengan kolom yang berada pada kolom sampingnya yaitu kolom emosi, maksudnya adalah emosi tertinggi yang terdapat pada setiap baris menunjukkan nilai probabilitas emosi tertinggi pada kolom nilai emosi, dan hasilnya sudah sesuai dengan pelabelan yang diinginkan yaitu pada kolom emosi kecuali hanya 1 data yang mengalami ketidakcocokan data yaitu pada baris ke 33, nilai probabilitas emosi tertinggi berada pada emosi sedih padahal label emosi yang diinginkan adalah emosi jijik.

Gabungan nilai kolom emosi akan dikonversikan ke dalam bentuk RGB, dan hasil analisa dan pengujian berikutnya adalah perubahan warna pada karakter3D apakah sudah sesuai dengan pelabelan yang diinginkan. Pengujian warna dengan menggunakan nilai emosi pada Tabel 4.35 akan dijelaskan pada Gambar 4.14.

No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	53,80,66	52,79,60	37,63,5	53,80,65	53,81,33	50,76,61	53,80,67	48,69,57	38,64,10	45,71,44	33,40,-4	53,80,65	53,80,65
Nama Terdekat	Marah	Marah	Murka	Marah	Marah	Marah	Marah	Murka	Murka	Murka	Benci	Marah	Marah
Warna Terdekat	53,80,67	53,80,67	44,69,58	53,80,67	53,80,67	53,80,67	53,80,67	44,69,58	44,69,58	44,69,58	52,88,-55	53,80,67	53,80,67
No	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	48,74,41	35,63,-27	48,74,49	45,64,52	49,75,52	45,37,54	37,63,-10	51,78,50	48,69,57	33,48,-6	52,78,55	45,60,54	49,75,47
Nama Terdekat	Murka	Benci	Murka	Murka	Marah	Murka	Benci	Marah	Murka	Benci	Marah	Murka	Murka
Warna Terdekat	44,69,58	52,88,-55	44,69,58	44,69,58	53,80,67	44,69,58	52,88,-55	53,80,67	44,69,58	52,88,-55	53,80,67	44,69,58	44,69,58
No	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	56,91,-51	60,98,-61	59,95,-58	60,97,-60	57,92,-53	50,78,-12	39,79,-81	45,84,-82	60,98,-61	60,96,-58	44,79,-62	60,98,-61	51,87,-56
Nama Terdekat	Benci	Jijik	Benci	Jijik	Benci	Benci	Sedih	Sedih	Jijik	Jijik	Benci	Jijik	Benci
Warna Terdekat	52,88,-55	66,83,-52	52,88,-55	66,83,-52	52,88,-55	52,88,-55	45,53,-86	45,53,-86	66,83,-52	66,83,-52	52,88,-55	66,83,-52	52,88,-55
No	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	47,22,-23	56,90,-54	66,49,17	59,95,-54	56,92,-63	44,77,-42	57,91,-53	60,98,-60	42,74,-50	55,86,-49	57,92,-54	45,71,-57	51,85,-60
Nama Terdekat	Merengung	Benci	Jengkel	Benci	Benci	Benci	Benci	Jijik	Benci	Benci	Benci	Benci	Benci
Warna Terdekat	63,29,-57	52,88,-55	71,43,19	52,88,-55	52,88,-55	52,88,-55	52,88,-55	66,83,-52	52,88,-55	52,88,-55	52,88,-55	52,88,-55	52,88,-55
No	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	66,-49,60	63,-59,39	51,-35,6	65,-55,65	58,-22,20	65,-55,65	88,-86,83	56,-47,19	87,-76,83	89,-78,84	62,-55,34	54,-22,48	57,-47,20
Nama Terdekat	Terror	Terror	Khawatir	Terror	Khawatir	Terror	Khawatir	Takut	Suka Cita	Suka Cita	Terror	Takut	Takut
Warna Terdekat	63,-66,63	63,-66,63	74,-30,23	63,-66,63	74,-30,23	63,-66,63	74,-30,23	53,-37,55	90,-18,69	90,-18,69	63,-66,63	63,-66,63	63,-66,63
No	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	86,-85,82	54,-11,13	64,-53,64	79,-53,75	76,-72,72	56,-49,27	55,-48,26	60,-54,30	55,-41,23	66,-53,45	76,-72,72	65,-55,65	52,-37,20
Nama Terdekat	Khawatir	Khawatir	Terror	Khawatir	Khawatir	Takut	Takut	Takut	Takut	Terror	Khawatir	Terror	Takut
Warna Terdekat	74,-30,23	74,-30,23	63,-66,63	74,-30,23	74,-30,23	53,-37,55	53,-37,55	53,-37,55	53,-37,55	63,-66,63	74,-30,23	63,-66,63	53,-37,55
No	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	93,-13,90	93,-22,90	78,19,61	78,19,61	95,-21,93	83,7,76	91,-50,87	68,-11,44	92,-18,89	97,-22,94	92,-13,90	60,-9,21	86,-9,83
Nama Terdekat	Senang	Senang	Suka Cita	Suka Cita	Senang	Suka Cita	Suka Cita	Khawatir	Suka Cita	Senang	Suka Cita	Khawatir	Suka Cita
Warna Terdekat	97,-21,94	97,-21,94	90,-18,69	90,-18,69	97,-21,94	90,-18,69	90,-18,69	74,-30,23	90,-18,69	97,-21,94	90,-18,69	74,-30,23	90,-18,69
No	92	93	94	95	96	97	98	99	100	101	102	103	104
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	55,-7,14	78,-34,68	94,-21,91	97,-22,94	93,-20,90	61,0,30	93,-15,90	96,-21,94	78,-15,69	74,14,58	60,-7,26	78,-32,72	92,-18,89
Nama Terdekat	Khawatir	Suka Cita	Senang	Senang	Senang	Khawatir	Senang	Senang	Suka Cita	Suka Cita	Khawatir	Suka Cita	Senang
Warna Terdekat	74,-30,23	90,-18,69	97,-21,94	97,-21,94	97,-21,94	74,-30,23	97,-21,94	97,-21,94	90,-18,69	90,-18,69	74,-30,23	90,-18,69	97,-21,94
No	105	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115	116	117
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	32,78,-107	32,79,-108	31,69,-96	26,58,-71	35,77,-97	30,72,-98	27,61,-68	37,12,-46	30,69,-96	35,77,-95	29,69,-94	30,68,-93	38,1,-30
Nama Terdekat	Depresi	Depresi	Depresi	Depresi	Sedih	Depresi	Depresi	Sedih	Depresi	Depresi	Depresi	Depresi	Merengung
Warna Terdekat	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	45,53,-86	24,65,-89	24,65,-89	45,53,-86	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	63,29,-57
No	118	119	120	121	122	123	124	125	126	127	128	129	130
Gambar													
Warna	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab	Lab
Warna HSV	31,74,-101	38,31,-19	28,70,-93	29,68,-94	31,71,-99	32,79,-107	27,69,-90	28,62,-86	40,28,-11	31,75,-102	30,67,-94	28,62,-84	30,68,-93
Nama Terdekat	Depresi	Benci	Depresi	Depresi	Depresi	Depresi	Depresi	Depresi	Benci	Depresi	Depresi	Depresi	Depresi
Warna Terdekat	24,65,-89	52,88,-55	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	52,88,-55	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89	24,65,-89

Gambar 4.14 Warna RGB yang Terbentuk dari Substitusi Emosi Gabungan 130 Data Uji dengan Nilai Bobot yang Dihasilkan dengan Menggunakan Clustering X-Means

Sama halnya dengan pengujian pada pengujian dengan clustering kmeans, sama-sama menggunakan 130 data pengujian dan rule yang dipakai juga sama, no 1-26 merupakan label emosi marah yang diwakili oleh warna merah, tidak hanya warna merah, pada roda plutchik tingkatan emosi warna terdiri dari 3 tingkatan marah, warna merah muda mewakili emosi jengkel, dan sedangkan warna merah tua mewakili emosi murka, pada no 27-52 merupakan label emosi jijik yang diwakili oleh warna ungu, dan pada teori plutchik tingkatan jijik pun terdiri dari 3 tingkatan emosi, yaitu emosi bosan yang diwakili oleh warna ungu muda dan emosi benci yang diwakili oleh warna ungu tua. Pada data 53-78 merupakan label emosi takut yang diwakili oleh warna hijau, pada emosi takut ini dalam teori plutchik juga memiliki 3 tingkatan emosi takut, yang pertama adalah khawatir yang diwakili oleh warna hijau muda, dan emosi terror, yang diwakili oleh warna hijau tua. Pada data 79-104, merupakan label emosi senang yang diwakili oleh warna kuning, pada teori plutchik terdiri dari 3 tingkatan emosi senang, yang pertama adalah emosi tenang yang diwakili oleh warna kuning muda, dan emosi sukacita yang diwakili oleh warna kuning tua. Pada label 105-130, merupakan label emosi sedih yang diwakili oleh warna biru, dalam teori plutchik yang terdiri dari 3 tingkatan emosi sedih adalah emosi merenung yang diwakili oleh warna biru muda, dan emosi depresi yang diwakili oleh warna biru tua.

Pada Gambar 4.14 terdapat 17 kesalahan yaitu pada no 11, 15, 20, 23, 33, 34, 40, 42, 61, 62, 86, 90, 92, 97, 102, 119, 126. Pada data 11, 15, 20 dan 23 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna merah, merah tua atau merah muda yang mewakili emosi marah, emosi murka atau emosi jengkel tetapi warna yang diciptakan mendekati warna ungu tua atau warna yang mewakili emosi benci yaitu emosi dari tingkatan plutchik yaitu emosi jijik. Pada data 33 dan 34 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna ungu, ungu tua atau ungu muda yang mewakili emosi jijik, emosi benci atau emosi bosan tetapi warna yang diciptakan mendekati warna biru atau warna yang mewakili emosi sedih. Pada data 40 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna ungu, ungu tua atau ungu muda yang mewakili emosi jijik, emosi benci atau emosi bosan tetapi warna yang diciptakan mendekati warna biru muda atau warna yang mewakili emosi merenung yang merupakan tingkatan emosi sedih. Pada data 42 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna ungu, ungu tua atau ungu muda yang mewakili emosi jijik, emosi benci atau emosi bosan tetapi warna yang diciptakan mendekati warna

merah muda atau warna yang mewakili emosi jengkel yang merupakan tingkatan emosi marah. Pada data 61 dan 62 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna hijau, hijau tua atau hijau muda yang mewakili emosi takut, emosi terror atau emosi khawatir tetapi warna yang diciptakan mendekati warna kuning tua atau warna yang mewakili emosi sukacita yang merupakan tingkatan emosi senang. Pada data 86, 90, 92, 97 dan 102 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna kuning, kuning tua atau kuning muda yang mewakili emosi senang, emosi sukacita atau emosi tenang tetapi warna yang diciptakan mendekati warna hijau muda atau warna yang mewakili emosi khawatir yang merupakan tingkatan emosi takut. Pada data 119 dan 126 kesalahan terjadi karena warna yang seharusnya diciptakan mendekati warna biru, biru tua atau biru muda yang mewakili emosi sedih, emosi depresi atau emosi merenung tetapi warna yang diciptakan mendekati warna ungu tua atau warna yang mewakili emosi benci yang merupakan tingkatan emosi jijik.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dari hasil percobaan serta analisa diatas, dapat disimpulkan bahwa :

Penelitian ini menggabungkan 3 klasifikasi yaitu titik fitur wajah, teks dan emoticon dengan menggunakan rumus pembobotan di masing-masing klasifikasi wajah dan teks, dengan menggunakan nilai bobot otomatis dapat menghasilkan emosi gabungan yang lebih baik dibandingkan dengan bobot yang dimasukkan secara manual.

Hasil pembobotan clustering mempengaruhi jumlah probabilitas gabungan , jika hasil bobot otomatis baik, maka probabilitas emosi gabungan yang dihasilkan akan cocok dengan emosi sebenarnya

Warna campuran terbentuk dari nilai probabilitas emosi gabungan yang telah dinormalisasi, Warna campuran RGB akan dirubah ke warna LAB sehingga gelap dan terang akan lebih terlihat jelas dan agar mendapatkan warna emosi terdekat dari 15 data emosi pada roda Plutchik yaitu terdiri dari 5 warna primer yang mewakili 5 emosi primer, dan 10 warna sekunder yaitu warna tingkatan dari warna primer gelap dan terang.

Kesimpulan untuk Hasil Gabungan Emosi untuk pengujian uji sebanyak 25 data dengan menggunakan bobot dari clustering xmeans dan kmeans memiliki hasil dan keakuratan yang sama dengan keakuratan mencapai 76% yaitu terdapat 6 ketidakcocokan data dengan label yang diinginkan, dan jika menggunakan 130 data uji hasil warna yang dicapai jika menggunakan bobot yang didapat dari clustering kmeans mencapai keakuratan 100% dan jika menggunakan bobot yang dihasilkan dengan clustering xmeans keakuratan data warna mencapai 99%.

Kesimpulan untuk warna hasil konversi adalah untuk data uji sebanyak 25 data dengan menggunakan bobot dari clustering xmeans dan kmeans memiliki hasil dan keakuratan yang sama dengan keakuratan mencapai 76%, dan jika menggunakan 130 data uji hasil warna yang dicapai jika menggunakan bobot yang didapat dari clustering kmeans mencapai keakuratan 88% dan jika menggunakan bobot yang dihasilkan dengan clustering xmeans keakuratan data warna mencapai 87%.

5.2 Saran

Penelitian ini membutuhkan penyempurnaan untuk mendapatkan kemiripan warna. Pada penelitian ini rumus kemiripan warna yang digunakan adalah rumus euclidian distance warna $L^*a^*b^*$ (rumus CIE94). Untuk penelitian selanjutnya, rumus mendapatkan kemiripan warna dapat menggunakan rumus lainnya dengan berbagai warna seperti misalnya warna RGB, HSV, dll.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dari hasil percobaan serta analisa diatas, dapat disimpulkan bahwa :

Penelitian ini menggabungkan 3 klasifikasi yaitu titik fitur wajah, teks dan emoticon dengan menggunakan rumus pembobotan di masing-masing klasifikasi wajah dan teks, dengan menggunakan nilai bobot otomatis dapat menghasilkan emosi gabungan yang lebih baik dibandingkan dengan bobot yang dimasukkan secara manual.

Hasil pembobotan clustering mempengaruhi jumlah probabilitas gabungan , jika hasil bobot otomatis baik, maka probabilitas emosi gabungan yang dihasilkan akan cocok dengan emosi sebenarnya

Warna campuran terbentuk dari nilai probabilitas emosi gabungan yang telah dinormalisasi, Warna campuran RGB akan dirubah ke warna LAB sehingga gelap dan terang akan lebih terlihat jelas dan agar mendapatkan warna emosi terdekat dari 15 data emosi pada roda Plutchik yaitu terdiri dari 5 warna primer yang mewakili 5 emosi primer, dan 10 warna sekunder yaitu warna tingkatan dari warna primer gelap dan terang.

Kesimpulan untuk Hasil Gabungan Emosi untuk pengujian uji sebanyak 25 data dengan menggunakan bobot dari clustering xmeans dan kmeans memiliki hasil dan keakuratan yang sama dengan keakuratan mencapai 76% yaitu terdapat 6 ketidakcocokan data dengan label yang diinginkan, dan jika menggunakan 130 data uji hasil warna yang dicapai jika menggunakan bobot yang didapat dari clustering kmeans mencapai keakuratan 100% dan jika menggunakan bobot yang dihasilkan dengan clustering xmeans keakuratan data warna mencapai 99%.

Kesimpulan untuk warna hasil konversi adalah untuk data uji sebanyak 25 data dengan menggunakan bobot dari clustering xmeans dan kmeans memiliki hasil dan keakuratan yang sama dengan keakuratan mencapai 76%, dan jika menggunakan 130 data uji hasil warna yang dicapai jika menggunakan bobot yang didapat dari clustering kmeans mencapai keakuratan 88% dan jika menggunakan bobot yang dihasilkan dengan clustering xmeans keakuratan data warna mencapai 87%.

5.2 Saran

Penelitian ini membutuhkan penyempurnaan untuk mendapatkan kemiripan warna. Pada penelitian ini rumus kemiripan warna yang digunakan adalah rumus euclidian distance warna $L^*a^*b^*$ (rumus CIE94). Untuk penelitian selanjutnya, rumus mendapatkan kemiripan warna dapat menggunakan rumus lainnya dengan berbagai warna seperti misalnya warna RGB, HSV, dll.









































Daftar Pustaka






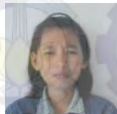



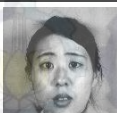



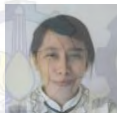







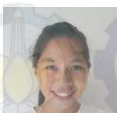



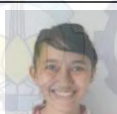















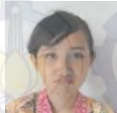


- [1] Sumpeno Surya, IAENG, Member, Hariadi Mochamad, Hery Purnomo Mauridhy, *Facial Emotional Expressions of Life-like Character Based on Text Classifier and Fuzzy Logic*. IAENG International Journal of Computer Science, 38:2, IJCS 38 2 04, May 2011.
- [2] Bettadapura, Venay, *Face Expression Recognition And Analysis : The State Of Art*. arXiv.org, cs, arXiv:1203.6722, March 2012.
- [3] Matsumoto, David (2008), *Facial Expressions of Emotions*. In Lisa Feldman-Barrett. Handbook of Emotion. New York: Guilford Press. pp. 211234.
- [4] Yi Faliu, Moo Inkyu (2013), *Extended Clustering Algorithm*. 2013 Fifth International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics.
- [5] P. Ekman, *An argument for basic emotions*. Cognition & Emotion, vol. 6, no. 3, pp. 169200, 1992. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1080/02699939208411068>.
- [6] Grammer Karl, Oberzaucher Elisabeth (2006), *The Reconstruction of Facial Expressions in Embodied Systems New Approaches to an Old Problem*. ZiF: Mitteilungen 2/2006.
- [7] R. Plutchik, *The Emotions*. University Press of America, Inc., July 1991.
- [8] Carlo Strapparava dkk, *The Color of Emotions in Texts*. Proceedings of the 2nd Workshop on Cognitive Aspects of the Lexicon (CogALex 2010), pp 2832, Beijing, August 2010.
- [9] Martinez Aleix, Du Shichuan, *A Model of the Perception of Facial Expressions of Emotion by Humans: Research Overview and Perspectives*. Journal of Machine Learning Research 13 (2012) 1589-1608, May 2012.
- [10] Cui Ying, Jin Zhong, *Facial Feature Points Tracking Based on AAM with Optical Flow Constrained Initialization*. Journal of Pattern Recognition Research 7 (2012) 72-79, Mar 2, 2012.
- [11] Zammito, Veronica. L, *The Expression Of Colour*. Proceedings of DiGRA 2005 Conference, 2005.
- [12] Milborrow, Steppen, *Locating Facial Features with Active Shape Models*. Submitted to the Faculty of Engineering, University of Cape Town, in partial fulfillment of the requirements for the Degree of Master of Science, November 16, 2007.
- [13] Danisman, Taner, and Alpkocak, Adil, *Feeler: Emotion Classification of Text Using Vector Space Model*. Computer Engineering Department, Dokuz Eylul University, Tinaztepe Campus, 35160 Izmir/TURKEY.
- [14] Plutchik, Robert, *Nature Of Emotions*. American Scientist Volume 89, July-August 2001.
- [15] http://en.wikipedia.org/wiki/Naive_Bayes_classifier diakses pada tanggal 12/05/15 pukul 01:58 WIB, Pandaan, Pasuruan, Jawa Timur
- [16] http://en.wikipedia.org/wiki/Normal_distribution#General_normal_distribution diakses pada tanggal 12/05/15 pukul 01:58 WIB, Pandaan, Pasuruan, Jawa Timur
- [17] Ford, Adrian, and Roberts Alan, *Colour Space Conversions*, 11 August 1998

















- 
- [18] Jack, Keith, Chapter 3 : Colour Spaces, Copyright Elsevier Inc. 2005 under license agreement with Books24x7, 2005
- [19] Akaike, H. (1974). A New Look At The Statistical Model Identification, IEEE Transactions on Automatic Control AC-19(6): 716-723.
- [20] Agusta, Yudi, PhD. (2007). K-Means – Penerapan, Permasalahan dan Metode Terkait, Jurnal Sistem dan Informatika Vol. 3 (Pebruari 2007), 47-60.
- [21] Swack, Debra. Feeltrace and The Emotions (After Charles Darwin), hz-journal.org, 17 April 2012.
- [22] Sarifuddin M. and Missaoui Rokia. HCL: a new Color Space for a more Effective Content-based Image Retrieval, RESEARCH REPORT, September 28, 2005.
- [23] <http://www.brucelindbloom.com/> diakses pada tanggal 13/05.15 pukul 17:30, , Pandaan, Pasuruan, Jawa Timur
- [24] Murat A. Tekalp; Ostermann Jorn, Face and 2-D Mesh Animation in MPEG-4, Reserch of Electrical and Computer Engineering, University of Rochester, Rochester New York 14627-0126 USA, 02/03/05 4:59 PM
- [25] A. R. Barakbah and Y. Kiyoki, "A pillar algorithm for k-means optimization by distance maximization for initial centroid designation," (2009), pp. 61-68.
- [26] C. Luo Ren, Y. Huang Chun dan C Chin, Recognition of Facial Expressions Using Component-Based Active Appearance Models for Human-Robot Interactions, 978-1-61284-972-0/11/\$26.00 ©2011 IEEE, 2011.
- [27] Park Jaram, Barash Vladimir, Fink Clay dan Cha Meeyoung, Emoticon Style: Interpreting Differences in Emoticons Across Cultures, Copyright c 2013, Association for the Advancement of Artificial Intelligence (www.aaai.org), 2013.

LAMPIRAN

Uji Coba Menggunakan 25 data

No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi Terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi Terdekat xmeans
1	When I was robbed in a bus.				Marah		Marah
2	A tailor ran away with my skirt.				Depresi		Depresi
3	When someone lies to me.				Marah		Marah
4	When they stole my dark blue tennis				Murka		Murka
5	A close person lied to me.				Marah		Marah
6	When a friend of mine keeps telling me morbid things that happened to his dog				Benci		Benci
7	When I read racist slogans on the wall				Benci		Benci
8	When I was getting so fat				Benci		Benci
9	Getting a low grade on my physics midterm				Sedih		Sedih
10	Deception from a person I loved very much.				Benci		Benci

No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi Terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi Terdekat xmeans
11	My sister had to undergo a very complicated operation, her eyesight was at stake.				Merenung		Merenung
12	When I go out alone at night				Terror		Terror
13	I had worries about a certain illness.				Khawatir		Khawatir
14	Car accident in the middle of the night				Terror		Terror
15	Disappointment over a friend.				Merenung		Merenung
16	When my father was saved from a severe work accident.				Suka Cita		Suka Cita
17	I finished my homework; an important task.				Suka Cita		Suka Cita
18	Passed the last exam.				Khawatir		Khawatir
19	When I won a tennis match.				Suka Cita		Suka Cita
20	When I first passed a job interview.				Senang		Senang
21	When my first love was not successful.				Murka		Murka


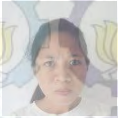



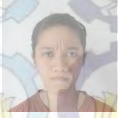



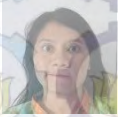







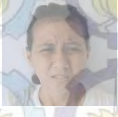



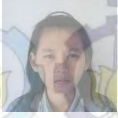


No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi Terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi Terdekat xmeans
22	A very close friend left me				Depresi		Depresi
23	Finding out I am not good looking				Depresi		Depresi
24	My sister broke her leg.				Depresi		Depresi
25	Failed an exam.				Depresi		Depresi






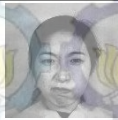











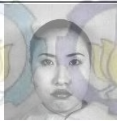


Nilai Probabilitas Matrix Emosi Teks, Wajah, Emoticon dan Gabungan Menggunakan 25 Data Uji






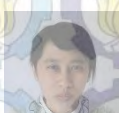



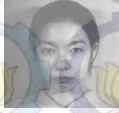







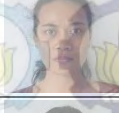



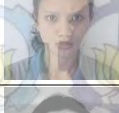



















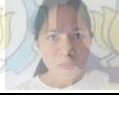
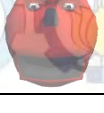
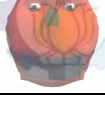
No	Teks					Wajah					Emoticon					Hasil Gabungan Kmeans					Hasil Gabungan Xmeans				
	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed
1	0.44	0.1	0.3	0.1	0.1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.87	0.02	0.07	0.02	0.02	0.87	0.02	0.07	0.02	0.02
2	0.24	0.07	0.4	0.08	0.21	0.15	0	0	0	0.85	1	0	0	0	0	0.36	0.02	0.09	0.02	0.51	0.36	0.02	0.09	0.02	0.51
3	0.5	0.39	0.05	0.03	0.03	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.88	0.09	0.01	0.01	0.01	0.88	0.09	0.01	0.01	0.01
4	0.38	0.02	0.58	0.01	0.02	0.89	0	0	0	0.11	1	0	0	0	0	0.84	0	0.13	0	0.03	0.84	0	0.13	0	0.03
5	0.39	0.28	0.02	0.05	0.25	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.87	0.06	0	0.01	0.06	0.87	0.06	0	0.01	0.06
6	0.29	0.2	0.1	0.1	0.49	0.48	0	0	0	0.52	0	1	0	0	0	0.32	0.25	0.02	0.02	0.39	0.32	0.25	0.02	0.02	0.39
7	0.02	0.79	0.2	0.3	0.14	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.87	0.04	0.06	0.03	0	0.87	0.04	0.06	0.03
8	0.04	0.62	0.08	0.17	0.09	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0.01	0.91	0.02	0.04	0.02	0.01	0.91	0.02	0.04	0.02
9	0.04	0.32	0.02	0.53	0.1	0.07	0	0	0	0.93	0	1	0	0	0	0.05	0.29	0	0.12	0.54	0.05	0.29	0	0.12	0.54
10	0.09	0.12	0.07	0.19	0.54	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0.02	0.8	0.02	0.04	0.12	0.02	0.8	0.02	0.04	0.12
11	0.05	0.07	0.25	0.39	0.24	0.17	0	0	0	0.83	0	0	1	0	0	0.11	0.02	0.27	0.09	0.51	0.11	0.02	0.27	0.09	0.51
12	0.01	0	0.96	0.01	0.03	0	0.9	0	0	0	0	0	1	0	0	0.01	0.2	0.76	0.01	0.02	0.01	0.2	0.76	0.01	0.02
13	0.24	0.15	0.2	0.3	0.11	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0.05	0.03	0.83	0.07	0.02	0.05	0.03	0.83	0.07	0.02
14	0	0	0.99	0	0	0.99	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0.22	0	0.78	0	0	0.22	0	0.78	0	0
15	0.23	0.13	0.23	0.28	0.14	0.1	0	0.03	0	0.87	0	0	1	0	0	0.11	0.03	0.29	0.06	0.51	0.11	0.03	0.29	0.06	0.51
16	0.08	0.03	0.25	0.24	0.39	0	0.21	0	0.79	0	0	0	0	1	0	0.02	0.05	0.06	0.78	0.09	0.02	0.05	0.06	0.78	0.09
17	0.14	0.07	0.08	0.57	0.13	0	0.64	0	0.36	0	0	0	0	1	0	0.08	0.18	0.04	0.63	0.07	0.08	0.18	0.04	0.63	0.07
18	0.01	0.01	0.04	0.67	0.28	0.07	0	0	0	0.93	0	0	0	1	0	0.02	0.01	0.02	0.59	0.36	0.02	0.01	0.02	0.59	0.36
19	0.15	0.01	0.01	0.79	0.04	0	0	0.58	0	0.42	0	0	0	1	0	0.08	0.01	0.13	0.67	0.11	0.08	0.01	0.13	0.67	0.11
20	0	0.01	0.01	0.87	0.11	0	0.04	0	0.96	0	0	0	0	1	0	0	0.01	0	0.97	0.02	0	0.01	0	0.97	0.02
21	0.02	0.03	0.06	0.74	0.16	0.85	0	0.15	0	0	0	0	0	0	1	0.48	0.01	0.1	0.16	0.26	0.48	0.01	0.1	0.16	0.26
22	0.1	0.02	0.03	0.04	0.8	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0.02	0	0.01	0.01	0.96	0.02	0	0.01	0.01	0.96


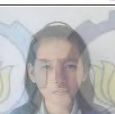



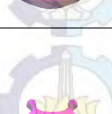



No	Teks					Wajah					Emoticon					Hasil Gabungan Kmeans					Hasil Gabungan Xmeans				
	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed
23	0.09	0.17	0.17	0.07	0.5	0	0	0	0.06	0.94	0	0	0	0	1	0.02	0.04	0.04	0.03	0.87	0.02	0.04	0.04	0.03	0.87
24	0.35	0.14	0.25	0.03	0.23	0.03	0.03	0	0	0.94	0	0	0	0	1	0.08	0.04	0.06	0.01	0.81	0.08	0.04	0.06	0.01	0.81
25	0.2	0.15	0.11	0.13	0.41	0.01	0	0	0	0.99	0	0	0	0	1	0.05	0.03	0.02	0.03	0.87	0.05	0.03	0.02	0.03	0.87










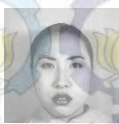







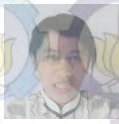











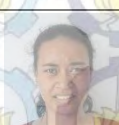



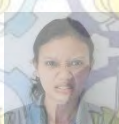


Uji Coba Menggunakan 130 data


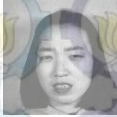










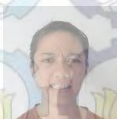











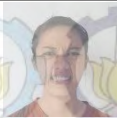



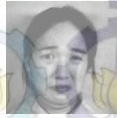


No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
1	When a boy tried to fool me so he would be OK trying to show me that he is a good boy				Marah		Marah
2	I felt anger when I saw that I was being misled by my boyfriend, he went out with other girls. I felt anger for his falsity				Marah		Marah
3	When my mother slapped me in the face, I felt anger at that moment				Murka		Murka
4	Discussion with my mother about the way to educate my children. I felt anger against my mother				Marah		Marah
5	When my sister took something that belonged to me without my permission				Marah		Marah
6	When I was punished in school for no serious				Marah		Marah


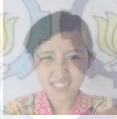











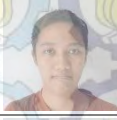



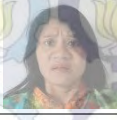



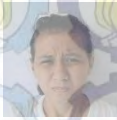



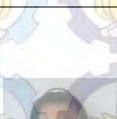







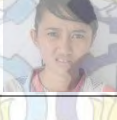



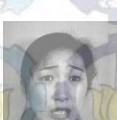


No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
	mistake of mine						
7	This also happened when I was very small. I was beaten up by my mother for no fault of mine, I had just beaten up my younger brother for what I thought was his fault. I was very angry with my mother				Marah		Marah
8	When I was robbed in a bus.				Murka		Murka
9	I was angry at a University tutorial when an ignorant loudmouth persisted in trying to dominate the conversation				Murka		Murka
10	When I used to go to my chief asking about any doubt about the job and he didn't care, didn't answer me, leaving me speaking alone				Murka		Murka
11	When they stole my dark blue tennis.				Murka		Benci

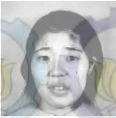



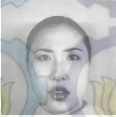




















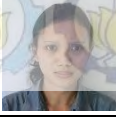


No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
12	I feel anger when things don't come out as I wish.				Marah		Marah
13	I feel anger when somebody forbids me to do something.				Marah		Marah
14	When someone lies to me. terdeteksi dengan pro				Murka		Murka
15	A close person lied to me.				Benci		Benci
16	When I was insulted by a man.				Murka		Murka
17	A tailor ran away with my skirt.				Murka		Murka
18	When boyfriend lied to me.				Marah		Marah
19	I was angry when my boyfriend did not turn up as promised.				Murka		Murka
20	When a little brother of mine damaged a cassette.				Benci		Benci
21	When I felt being treated unjustly by a teacher.				Marah		Marah
22	When I was robbed in a bus.				Murka		Murka


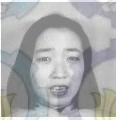



















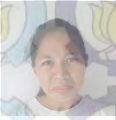



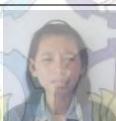







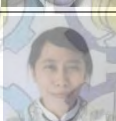







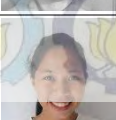


No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
23	A tailor ran away with my skirt.				Benci		Benci
24	When someone lies to me.				Marah		Marah
25	When they stole my dark blue tennis				Murka		Murka
26	A close person lied to me.				Murka		Murka
27	A man was unfair to a girlfriend of mine				Benci		Benci
28	At an anti-pornography meeting, when samples from films and magazines were shown				Jijik		Jijik
29	When I entered a toilet in a bar and it stank				Benci		Benci
30	When a beggar approached me for money, I felt disgusted				Jijik		Jijik
31	When I was getting so fat				Benci		Benci
32	At the sight of an insect, such as the black-beetle				Benci		Benci
33	When a friend of mine keeps telling me morbid things				Sedih		Sedih


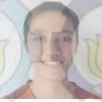














No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
	that happened to his dog						
34	When I read racist slogans on the walls				Sedih		Sedih
35	Friends calling me fat - pear shaped in front of a nice girl				Jijik		Jijik
36	From the cigarette smoke. Usually I feel disgust from it when I am in a restaurant				Jijik		Jijik
37	My roommate messing up our room.				Benci		Benci
38	I feel disgust at my neighbour, because she comes to our house with her child, who spoils our furniture.				Jijik		Jijik
39	Disgust with drunk people.				Benci		Benci
40	Deception from a person I loved very much.				Merengung		Merengung
41	When a skunk invaded camp.				Benci		Benci
42	Getting a low grade on my physics midterm.				Jengkel		Jengkel


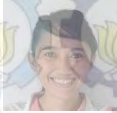















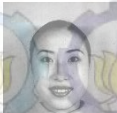






















No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
43	When my roommate forgets to flush the toilet.				Benci		Benci
44	I met three drunk boys, almost children, they didn't look like normal people.				Benci		Benci
45	When my friend who was drunk insulted me in public for no reason at all.				Benci		Benci
46	Finding out some people had been talking about me at my back.				Benci		Benci
47	I had intercourse with someone and then I realized that what I had done was wrong and it disgusted me.				Jijik		Jijik
48	When a friend of mine keeps telling me morbid things that happened to his dog				Benci		Benci
49	When I read racist slogans on the wall				Benci		Benci
50	When I was getting so fat				Benci		Benci






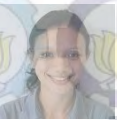











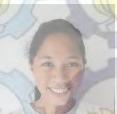



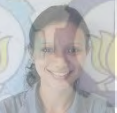



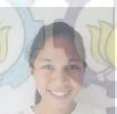



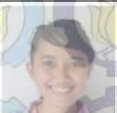







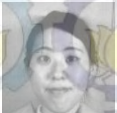






No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
51	Getting a low grade on my physics midterm				Benci		Benci
52	Deception from a person I loved very much.				Benci		Benci
53	Every time I went home with my school report				Terror		Terror
54	When I go out alone at night				Terror		Terror
55	When I saw a ghost				Khawatir		Khawatir
56	When I had to go through lonely streets in the middle of the night				Terror		Terror
57	My sister had to undergo a very complicated operation, her eyesight was at stake.				Khawatir		Khawatir
58	Car accident in the middle of the night				Terror		Terror
59	I was afraid when my dog ran out through a crack in the fence when a train was coming				Khawatir		Khawatir
60	When I was involved in a traffic accident				Takut		Takut






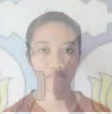











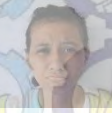



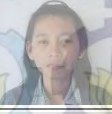

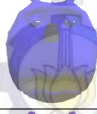

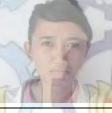







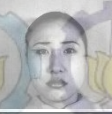






No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
61	When I was going home, I saw something which looked like a snake on the road but later I found out that it was only a stick				Suka Cita		Suka Cita
62	We were walking in the park at night. It was very dark and very late. We began to hear foot steps all around us, and we could not find our way out				Suka Cita		Suka Cita
63	I was afraid of a certain examination although I was relatively well prepared.				Terror		Terror
64	When I saw a horror film.				Takut		Takut
65	Watching a horror movie with friends.				Takut		Takut
66	When I was jumped by three men in a deserted area.				Khawatir		Khawatir
67	Before going to the dentist.				Khawatir		Khawatir
68	When I whatched a				Terror		Terror


















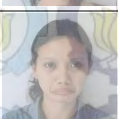




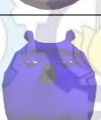






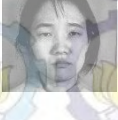



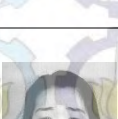


No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
	horror film on a Friday 13th.						
69	Disappointmen t over a friend.				Khawatir		Khawatir
70	I had worries about a certain illness.				Khawatir		Khawatir
71	When I thought the house was on fire at night.				Takut		Takut
72	When I come home late at night.				Takut		Takut
73	At age 10 my foster grandmother died, I had a fear of dying.				Takut		Takut
74	My sister had to undergo a very complicated operation, her eyesight was at stake.				Takut		Takut
75	When I go out alone at night				Terror		Terror
76	I had worries about a certain illness.				Khawatir		Khawatir
77	Car accident in the middle of the night				Terror		Terror
78	Disappointmen t over a friend.				Takut		Takut
79	I experienced it when I was accepted at the				Senang		Senang






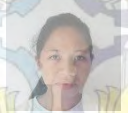



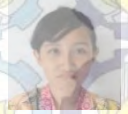











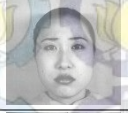






No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
	Medical Higher Institute						
80	Having passed an exam				Senang		Senang
81	On my 18th birthday I passed the driving-test. I was glad because I had had to study very much, because I had been lucky and because - as a proof that it was really difficult - not everybody had passed the test				Suka Cita		Suka Cita
82	When I heard my name being announced on the radio that I had been successful in an interview for admittance for a medical Assistant training course. I was really happy and I enjoyed myself by dancing to music from the Radio cassette				Suka Cita		Suka Cita
83	I received a letter from a distant friend				Senang		Senang

No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
84	Scoring a goal in football match				Suka Cita		Suka Cita
85	One of my friends and I had breakfast in a restaurant. It was spontaneous and lots of fun				Suka Cita		Suka Cita
86	I felt happy when I saw my brother at the bus depot after 3 months without seeing each other				Khawatir		Khawatir
87	I unexpectedly got a present from my father				Suka Cita		Suka Cita
88	I met again a very good friend whom I had not seen for a long time				Senang		Senang
89	When I won a tennis match.				Suka Cita		Suka Cita
90	Passed the last exam.				Khawatir		Khawatir
91	I finished my homework; an important task.				Suka Cita		Suka Cita
92	When my father was saved from a severe work accident.				Khawatir		Khawatir
93	Found out that the girl I love loves me, too.				Suka Cita		Suka Cita

No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
94	When I first passed a job interview.				Senang		Senang
95	Joy at meeting a woman I love very much.				Senang		Senang
96	Had a nice letter from my close friend				Senang		Senang
97	Got a big fish in fishing.				Khawatir		Khawatir
98	I felt very happy when I heard I had passed the examination to move up to the second year course.				Senang		Senang
99	When I was selected for the university.				Senang		Senang
100	When my father was saved from a severe work accident.				Suka Cita		Suka Cita
101	I finished my homework; an important task.				Suka Cita		Suka Cita
102	Passed the last exam.				Khawatir		Khawatir
103	When I won a tennis match.				Suka Cita		Suka Cita
104	When I first passed a job interview.				Senang		Senang

No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
105	A young, close relative of mine died, leaving behind a baby a few months old				Depresi		Depresi
106	My grandmother died				Depresi		Depresi
107	When I learnt that my close friend was going to immigrate				Depresi		Depresi
108	I experienced this emotion when my grandfather passed away				Depresi		Depresi
109	When I was told that a good friend was seriously ill				Sedih		Sedih
110	When my girlfriend left me				Depresi		Depresi
111	A very close friend left me				Depresi		Depresi
112	A close friend of mine had not contacted me for a long time				Sedih		Sedih
113	Finding out I am not good looking				Depresi		Depresi
114	After having left the company of someone who gave me a lot				Depresi		Depresi

No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
	of support and made me laugh, found myself alone for days on end						
115	A friend's mother died.				Depresi		Depresi
116	Failed an exam.				Depresi		Depresi
117	When my elder brother died.				Merenung		Merenung
118	When my best friend died, at the age of 16.				Depresi		Depresi
119	When my first love was not successful.				Benci		Benci
120	I felt sad when I was despised by another person.				Depresi		Depresi
121	When one of my closest friends failed to make it to the third year of university.				Depresi		Depresi
122	When my beloved boyfriend got married to another person.				Depresi		Depresi
123	When I missed my train this morning, I felt sad for some time.				Depresi		Depresi

No	Teks	Emoticon	Wajah	Output kmeans	Emosi terdekat kmeans	Output xmeans	Emosi terdekat xmeans
124	I felt very sad when I had to give up something that by right was mine and although I didn't get it, a kind of souvenir that people don't give you the right to have.				Depresi		Depresi
125	My sister broke her leg.				Depresi		Depresi
126	When my first love was not successful.				Benci		Benci
127	A very close friend left me				Depresi		Depresi
128	Finding out I am not good looking				Depresi		Depresi
129	My sister broke her leg.				Depresi		Depresi
130	Failed an exam.				Depresi		Depresi

Nilai Probabilitas Matrix Emosi Teks, Wajah, Emoticon dan Gabungan Menggunakan 130 Data Uji

No	Teks					Wajah					Emoticon					Hasil Gabungan Kmeans					Hasil Gabungan Kmeans				
	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed
1	0.96	0.03	0.01	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.99	0.01	0	0	0	0.99	0.01	0	0	0
2	0.69	0.24	0.01	0.02	0.04	0.98	0	0	0	0.02	1	0	0	0	0	0.9	0.07	0	0.01	0.02	0.9	0.07	0	0.01	0.02
3	0.92	0.01	0	0.01	0.05	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0.68	0	0	0	0.32	0.68	0	0	0	0.32
4	0.93	0.03	0	0	0.03	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.98	0.01	0	0	0.01	0.98	0.01	0	0	0.01
5	0.96	0.01	0.02	0.01	0.01	0	0.99	0.01	0	0	1	0	0	0	0	0.69	0.3	0.01	0	0	0.69	0.3	0.01	0	0
6	0.93	0	0.02	0	0.04	0.89	0	0	0	0.11	1	0	0	0	0	0.94	0	0.01	0	0.05	0.94	0	0.01	0	0.05
7	0.99	0	0	0	0.01	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0
8	0.44	0.1	0.3	0.1	0.1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.82	0.03	0.09	0.03	0.03	0.82	0.03	0.09	0.03	0.03
9	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0.7	0	0	0	0.3	0.7	0	0	0	0.3
10	0.98	0.01	0	0.01	0	0.57	0	0	0	0.43	1	0	0	0	0	0.85	0	0	0	0.15	0.85	0	0	0	0.15
11	0.38	0.02	0.58	0.01	0.02	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0.51	0.01	0.17	0	0.31	0.5	0.01	0.18	0	0.32
12	0.94	0.04	0	0	0.02	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.98	0.01	0	0	0.01	0.98	0.01	0	0	0.01
13	0.91	0.07	0	0	0.01	0.98	0	0	0	0.02	1	0	0	0	0	0.97	0.02	0	0	0.01	0.97	0.02	0	0	0.01
14	0.5	0.39	0.05	0.03	0.03	0.79	0	0	0	0.21	1	0	0	0	0	0.76	0.12	0.02	0.01	0.09	0.77	0.12	0.02	0.01	0.08
15	0.39	0.28	0.02	0.05	0.25	0.06	0	0	0	0.94	1	0	0	0	0	0.47	0.11	0.01	0.02	0.38	0.48	0.11	0.01	0.02	0.39
16	0.7	0.16	0.03	0.04	0.07	0.82	0	0	0	0.18	1	0	0	0	0	0.84	0.05	0.01	0.01	0.09	0.84	0.05	0.01	0.01	0.09
17	0.24	0.07	0.4	0.08	0.21	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.78	0.02	0.12	0.02	0.06	0.78	0.02	0.12	0.02	0.06
18	0.43	0.21	0.03	0.09	0.24	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.83	0.06	0.01	0.03	0.07	0.83	0.06	0.01	0.03	0.07
19	0.95	0.01	0	0	0.04	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0.69	0	0.3	0	0.01	0.69	0	0.3	0	0.01
20	0.52	0.23	0.06	0.03	0.16	0.15	0	0	0	0.85	1	0	0	0	0	0.56	0.09	0.02	0.01	0.32	0.56	0.09	0.02	0.01	0.32
21	0.55	0.37	0.01	0.01	0.06	0.93	0	0	0	0.07	1	0	0	0	0	0.84	0.11	0	0	0.05	0.84	0.11	0	0	0.05
22	0.44	0.1	0.3	0.1	0.1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.82	0.03	0.09	0.03	0.03	0.82	0.03	0.09	0.03	0.03

No	Teks					Wajah					Emoticon					Hasil Gabungan Kmeans					Hasil Gabungan Kmeans				
	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed
23	0.24	0.07	0.4	0.08	0.21	0.15	0	0	0	0.85	1	0	0	0	0	0.52	0.02	0.12	0.02	0.32	0.51	0.02	0.12	0.02	0.33
24	0.5	0.39	0.05	0.03	0.03	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.84	0.12	0.02	0.01	0.01	0.84	0.12	0.02	0.01	0.01
25	0.38	0.02	0.58	0.01	0.02	0.89	0	0	0	0.11	1	0	0	0	0	0.78	0.01	0.17	0	0.04	0.78	0.01	0.17	0	0.04
26	0.39	0.28	0.02	0.05	0.25	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.81	0.08	0.01	0.02	0.08	0.81	0.08	0.01	0.02	0.08
27	0.37	0.41	0.01	0.02	0.19	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0.11	0.82	0	0.01	0.06	0.11	0.82	0	0.01	0.06
28	0.01	0.97	0.01	0.01	0.01	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0
29	0.02	0.88	0.09	0.01	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0.01	0.96	0.03	0	0	0.01	0.96	0.03	0	0
30	0	0.97	0.02	0	0.01	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.99	0.01	0	0	0	0.99	0.01	0	0
31	0.04	0.62	0.08	0.17	0.09	0	0.99	0	0.01	0	0	1	0	0	0	0.01	0.88	0.02	0.06	0.03	0.01	0.88	0.02	0.06	0.03
32	0.12	0.53	0.12	0.07	0.15	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0.35	0.51	0.05	0.03	0.06	0.36	0.5	0.05	0.03	0.06
33	0.29	0.2	0.01	0.01	0.49	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0.09	0.46	0	0	0.45	0.09	0.44	0	0	0.46
34	0.02	0.79	0.02	0.03	0.14	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0.01	0.62	0.01	0.01	0.35	0.01	0.62	0.01	0.01	0.35
35	0	0.98	0	0.01	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0
36	0.01	0.99	0	0	0	0	0.89	0.01	0.08	0.02	0	1	0	0	0	0	0.96	0	0.03	0.01	0	0.96	0	0.03	0.01
37	0.39	0.56	0.02	0.01	0.02	0.07	0	0	0	0.93	0	1	0	0	0	0.18	0.52	0.01	0	0.29	0.17	0.52	0.01	0	0.3
38	0	0.99	0	0	0.01	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0
39	0	0.98	0.01	0	0	0.48	0	0	0	0.52	0	1	0	0	0	0.14	0.7	0	0	0.16	0.14	0.7	0	0	0.16
40	0.09	0.12	0.07	0.19	0.54	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0.03	0.44	0.32	0.06	0.16	0.03	0.42	0.33	0.06	0.17
41	0.08	0.55	0.16	0.11	0.11	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0.02	0.87	0.05	0.03	0.03	0.02	0.87	0.05	0.03	0.03
42	0.04	0.32	0.02	0.53	0.1	0	0.02	0	0.98	0	0	1	0	0	0	0.01	0.5	0.01	0.45	0.03	0.01	0.49	0.01	0.47	0.03
43	0.16	0.77	0.03	0.02	0.03	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0.06	0.91	0.01	0.01	0.01	0.05	0.92	0.01	0.01	0.01
44	0	0.86	0.07	0.06	0.02	0	0.78	0	0	0.21	0	1	0	0	0	0	0.88	0.02	0.02	0.08	0	0.88	0.02	0.02	0.08
45	0.84	0.15	0	0	0	0.17	0	0	0	0.83	0	1	0	0	0	0.3	0.45	0	0	0.25	0.31	0.43	0	0	0.26

No	Teks					Wajah					Emoticon					Hasil Gabungan Kmeans					Hasil Gabungan Kmeans				
	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sel	Sed
46	0.14	0.56	0.06	0.12	0.12	0	0.99	0	0.01	0	0	1	0	0	0	0.04	0.86	0.02	0.04	0.04	0.04	0.86	0.02	0.04	0.04
47	0.02	0.97	0	0	0.01	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0.01	0.99	0	0	0	0.01	0.99	0	0	0
48	0.29	0.2	0.1	0.1	0.49	0.48	0	0	0	0.52	0	1	0	0	0	0.22	0.44	0.03	0.03	0.29	0.23	0.42	0.03	0.03	0.3
49	0.02	0.79	0.2	0.3	0.14	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0.01	0.82	0.05	0.08	0.04	0.01	0.82	0.05	0.08	0.04
50	0.04	0.62	0.08	0.17	0.09	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0.01	0.89	0.02	0.05	0.03	0.01	0.89	0.02	0.05	0.03
51	0.04	0.32	0.02	0.53	0.1	0.07	0	0	0	0.93	0	1	0	0	0	0.03	0.5	0.01	0.16	0.31	0.03	0.48	0.01	0.16	0.32
52	0.09	0.12	0.07	0.19	0.54	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0.03	0.73	0.02	0.06	0.16	0.03	0.73	0.02	0.06	0.16
53	0.09	0.07	0.44	0.32	0.08	0.33	0.29	0.37	0	0.01	0	0	1	0	0	0.14	0.12	0.58	0.13	0.04	0.14	0.12	0.59	0.12	0.03
54	0.01	0	0.96	0.01	0.03	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0.69	0	0.31	0	0	0.69	0	0.31
55	0.04	0.25	0.55	0.09	0.07	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0.02	0.1	0.51	0.04	0.33	0.02	0.1	0.51	0.03	0.34
56	0	0	0.99	0	0.01	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0.3	0	0.7	0	0	0.3	0	0.7	0	0
57	0.05	0.07	0.25	0.39	0.24	0	0.9	0	0	0.09	0	0	1	0	0	0.02	0.29	0.48	0.12	0.1	0.02	0.3	0.46	0.12	0.1
58	0	0	0.99	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0.3	0	0.7	0	0	0.3	0	0.7	0	0
59	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
60	0.03	0.01	0.74	0	0.22	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0.01	0	0.6	0	0.39	0.01	0	0.6	0	0.39
61	0	0.05	0.94	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0.02	0.68	0.3	0	0	0.02	0.65	0.33	0
62	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0.7	0.3	0	0	0	0.67	0.33	0
63	0.01	0	0.69	0.25	0.05	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0.58	0.1	0.32	0	0	0.57	0.1	0.33
64	0.02	0.36	0.56	0.03	0.03	0.99	0	0	0	0.01	0	0	1	0	0	0.31	0.14	0.52	0.01	0.02	0.31	0.14	0.53	0.01	0.01
65	0	0.22	0.76	0	0.01	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0.09	0.61	0	0.3	0	0.08	0.61	0	0.31
66	0.01	0.04	0.87	0.04	0.04	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0.01	0.97	0.01	0.01	0	0.01	0.97	0.01	0.01
67	0.13	0.13	0.42	0.16	0.16	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0.05	0.35	0.47	0.06	0.06	0.05	0.36	0.47	0.06	0.06
68	0	0.03	0.97	0	0	0.99	0	0	0	0.01	0	0	1	0	0	0.3	0.01	0.69	0	0	0.3	0.01	0.69	0	0

No	Teks					Wajah					Emoticon					Hasil Gabungan Kmeans					Hasil Gabungan Kmeans				
	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed
69	0.23	0.13	0.23	0.28	0.14	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0.07	0.04	0.47	0.38	0.04	0.07	0.04	0.45	0.4	0.04
70	0.24	0.15	0.2	0.3	0.11	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0.07	0.05	0.76	0.09	0.03	0.07	0.05	0.76	0.09	0.03
71	0.1	0.07	0.73	0.01	0.09	0.1	0	0.03	0	0.87	0	0	1	0	0	0.07	0.03	0.6	0	0.3	0.07	0.03	0.6	0	0.3
72	0.21	0.02	0.66	0.05	0.05	0	0	0.02	0	0.98	0	0	1	0	0	0.08	0.01	0.58	0.02	0.31	0.08	0.01	0.57	0.02	0.32
73	0	0	0.85	0	0.14	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0.65	0	0.35	0	0	0.65	0	0.35
74	0.05	0.07	0.25	0.39	0.24	0.17	0	0	0	0.83	0	0	1	0	0	0.07	0.02	0.48	0.12	0.32	0.07	0.02	0.46	0.12	0.33
75	0.01	0	0.96	0.01	0.03	0	0.9	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0.28	0.71	0	0.01	0	0.28	0.71	0	0.01
76	0.24	0.15	0.2	0.3	0.11	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0.07	0.05	0.76	0.09	0.03	0.07	0.05	0.76	0.09	0.03
77	0	0	0.99	0	0	0.99	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0.3	0	0.7	0	0	0.3	0	0.7	0	0
78	0.23	0.13	0.23	0.28	0.14	0.1	0	0.03	0	0.87	0	0	1	0	0	0.1	0.04	0.48	0.08	0.3	0.1	0.04	0.46	0.09	0.31
79	0	0	0	0.99	0	0	0.21	0	0.79	0	0	0	0	1	0	0	0.07	0	0.93	0	0	0.07	0	0.93	0
80	0.01	0.01	0.03	0.83	0.13	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0.01	0.94	0.05	0	0	0.01	0.94	0.05
81	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0.3	0	0.7	0	0	0.3	0	0.7	0
82	0	0	0	1	0	0	0.99	0	0.01	0	0	0	0	1	0	0	0.3	0	0.7	0	0	0.3	0	0.7	0
83	0	0.01	0	0.92	0.07	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.98	0.02	0	0	0	0.98	0.02
84	0.09	0	0	0.9	0	0	0.64	0	0.36	0	0	0	0	1	0	0.03	0.19	0	0.78	0	0.03	0.19	0	0.78	0
85	0.02	0.01	0.01	0.94	0.02	0	0	0.99	0.01	0	0	0	0	1	0	0.01	0	0.3	0.68	0.01	0.01	0	0.3	0.68	0.01
86	0.01	0.03	0	0.89	0.07	0	0	0.01	0	0.99	0	0	0	1	0	0	0.01	0	0.67	0.32	0	0.01	0	0.67	0.32
87	0.03	0	0.01	0.83	0.13	0	0.02	0	0.98	0	0	0	0	1	0	0.01	0.01	0	0.93	0.05	0.01	0.01	0	0.93	0.05
88	0	0	0	0.99	0.01	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0
89	0.15	0.01	0.01	0.79	0.04	0	0.04	0	0.96	0	0	0	0	1	0	0.05	0.02	0	0.92	0.01	0.05	0.02	0	0.92	0.01
90	0.01	0.01	0.04	0.67	0.28	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0.02	0.57	0.41	0	0	0.02	0.56	0.42
91	0.14	0.07	0.08	0.57	0.13	0	0.13	0	0.87	0	0	0	0	1	0	0.04	0.07	0.02	0.83	0.04	0.04	0.07	0.02	0.83	0.04

No	Teks					Wajah					Emoticon					Hasil Gabungan Kmeans					Hasil Gabungan Kmeans				
	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sel	Sed
92	0.08	0.03	0.25	0.24	0.39	0.07	0	0	0	0.93	0	0	0	1	0	0.05	0.01	0.08	0.47	0.4	0.05	0.01	0.08	0.45	0.41
93	0.01	0.03	0	0.8	0.16	0	0	0.58	0	0.42	0	0	0	1	0	0	0.01	0.17	0.64	0.18	0	0.01	0.17	0.64	0.18
94	0	0.01	0.01	0.87	0.11	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.96	0.04	0	0	0	0.96	0.04
95	0	0	0	0.99	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0
96	0.02	0.01	0	0.88	0.1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0.01	0	0	0.95	0.04	0.01	0	0	0.95	0.04
97	0.17	0.16	0.11	0.55	0.01	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0.07	0.06	0.04	0.53	0.3	0.06	0.06	0.04	0.53	0.31
98	0	0	0	0.98	0.02	0	0.13	0	0.87	0	0	0	0	1	0	0	0.05	0	0.94	0.01	0	0.05	0	0.94	0.01
99	0.01	0	0.01	0.95	0.02	0	0.01	0	0.99	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.99	0.01	0	0	0	0.99	0.01
100	0.08	0.03	0.25	0.24	0.39	0	0.21	0	0.79	0	0	0	0	1	0	0.02	0.08	0.08	0.7	0.12	0.02	0.08	0.08	0.7	0.12
101	0.14	0.07	0.08	0.57	0.13	0	0.64	0	0.36	0	0	0	0	1	0	0.06	0.22	0.03	0.64	0.05	0.05	0.23	0.03	0.64	0.05
102	0.01	0.01	0.04	0.67	0.28	0.07	0	0	0	0.93	0	0	0	1	0	0.03	0	0.02	0.56	0.39	0.03	0	0.02	0.56	0.39
103	0.15	0.01	0.01	0.79	0.04	0	0	0.58	0	0.42	0	0	0	1	0	0.05	0	0.18	0.63	0.14	0.05	0	0.18	0.63	0.14
104	0	0.01	0.01	0.87	0.11	0	0.04	0	0.96	0	0	0	0	1	0	0	0.02	0	0.94	0.04	0	0.02	0	0.94	0.04
105	0	0	0	0.03	0.97	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0.01	0.99	0	0	0	0.01	0.99
106	0	0	0	0	0.99	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1
107	0.03	0.02	0.03	0.18	0.74	0	0	0	0.06	0.94	0	0	0	0	1	0.01	0.01	0.01	0.08	0.89	0.01	0.01	0.01	0.08	0.89
108	0	0	0.01	0.02	0.97	0.85	0	0.15	0	0	0	0	0	0	1	0.26	0	0.05	0.01	0.68	0.26	0	0.05	0.01	0.68
109	0.01	0.01	0.02	0.09	0.88	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0.3	0.01	0.03	0.66	0	0.3	0.01	0.03	0.66
110	0.2	0.05	0.05	0.06	0.64	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0.06	0.02	0.02	0.02	0.88	0.06	0.02	0.02	0.02	0.88
111	0.1	0.02	0.03	0.04	0.8	0.9	0	0	0	0.1	0	0	0	0	1	0.31	0.01	0.01	0.01	0.66	0.31	0.01	0.01	0.01	0.66
112	0.1	0.02	0.03	0.04	0.8	0	0.02	0.76	0.21	0	0	0	0	0	1	0.04	0.01	0.24	0.08	0.63	0.04	0.01	0.24	0.09	0.62
113	0.09	0.17	0.17	0.07	0.5	0.03	0.03	0	0	0.94	0	0	0	0	1	0.04	0.06	0.05	0.02	0.83	0.04	0.06	0.05	0.02	0.83
114	0.07	0	0	0.05	0.87	0.06	0.94	0	0	0	0	0	0	0	1	0.04	0.28	0	0.02	0.66	0.04	0.28	0	0.02	0.66

No	Teks					Wajah					Emoticon					Hasil Gabungan Kmeans					Hasil Gabungan Kmeans				
	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sen	Sed	M	J	T	Sel	Sed
115	0.2	0.21	0.14	0.07	0.38	0.02	0	0	0	0.98	0	0	0	0	1	0.07	0.06	0.04	0.02	0.81	0.07	0.06	0.04	0.02	0.81
116	0.2	0.15	0.11	0.13	0.41	0.01	0	0	0	0.99	0	0	0	0	1	0.06	0.05	0.03	0.04	0.82	0.06	0.05	0.03	0.04	0.82
117	0.26	0.16	0.02	0.11	0.45	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0.1	0.06	0.31	0.04	0.48	0.1	0.06	0.32	0.04	0.48
118	0.12	0.06	0.03	0.08	0.71	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0.04	0.02	0.01	0.02	0.91	0.04	0.02	0.01	0.02	0.91
119	0.02	0.03	0.06	0.74	0.16	0.78	0	0.09	0	0.12	0	0	0	0	1	0.24	0.01	0.05	0.22	0.48	0.25	0.01	0.05	0.23	0.47
120	0.02	0.01	0	0	0.97	0.42	0	0	0	0.58	0	0	0	0	1	0.15	0	0	0	0.85	0.15	0	0	0	0.85
121	0.04	0.03	0.05	0.16	0.72	0.12	0	0	0	0.88	0	0	0	0	1	0.06	0.01	0.02	0.06	0.85	0.06	0.01	0.02	0.05	0.86
122	0.04	0.02	0	0.24	0.69	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0.01	0.01	0	0.07	0.91	0.01	0.01	0	0.07	0.91
123	0.01	0	0.01	0	0.98	0.02	0	0	0	0.98	0	0	0	0	1	0.01	0	0	0	0.99	0.01	0	0	0	0.99
124	0.06	0.02	0	0	0.92	0.44	0	0	0	0.56	0	0	0	0	1	0.18	0.01	0	0	0.81	0.18	0.01	0	0	0.81
125	0.35	0.14	0.25	0.03	0.23	0.01	0	0	0	0.99	0	0	0	0	1	0.11	0.04	0.08	0.01	0.76	0.11	0.04	0.08	0.01	0.76
126	0.02	0.03	0.06	0.74	0.16	0.85	0	0.15	0	0	0	0	0	0	1	0.26	0.01	0.06	0.22	0.45	0.27	0.01	0.07	0.23	0.43
127	0.1	0.02	0.03	0.04	0.8	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0.04	0.01	0.01	0.01	0.93	0.04	0.01	0.01	0.01	0.93
128	0.09	0.17	0.17	0.07	0.5	0	0	0	0.06	0.94	0	0	0	0	1	0.03	0.05	0.05	0.05	0.82	0.03	0.05	0.05	0.04	0.83
129	0.35	0.14	0.25	0.03	0.23	0.03	0.03	0	0	0.94	0	0	0	0	1	0.12	0.05	0.08	0.01	0.74	0.12	0.05	0.08	0.01	0.74
130	0.2	0.15	0.11	0.13	0.41	0.01	0	0	0	0.99	0	0	0	0	1	0.06	0.05	0.03	0.04	0.82	0.06	0.05	0.03	0.04	0.82

DAFTAR RIWAYAT HIDUP



Nama : Novira Putri Ayuningtyas
TTL : Surabaya, 15 November 1989
Alamat: : Jl. Potro Agung 2 / 20 Surabaya
Email : noru.vira@gmail.com
No. HP : 085733456506

Riwayat Pendidikan :

2013 – 2015 : S2 Teknik Elektro, Jaringan Cerdas Multimedia
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, Jawa Timur
2012 – 2013 : PT. Karyadibya Mahardhika , Pandaan, Pasuruan
2011 – 2012 : PT. Hansa Pratama Balangbendo, Sidorjo
2007 – 2011 : D4 Teknik Informatika Politeknik Elektronika Negeri
Surabaya – Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya
(PENS-ITS Surabaya), Jawa Timur
2004 – 2007 : SMU Negeri 1 Pandaan
2001 – 2002 : SLTP Negeri 1 Pandaan
1995 – 2001 : SDN Ketabang V / 575 Surabaya